

基于 SVM-MLP 融合模型的毒品混合物光谱识别研究

颜文杰¹, 卢雯慧², 王继芬^{1*}

¹ 中国人民公安大学侦查学院, 北京 102600;

² 河南警察学院网络安全系, 河南 郑州 450000

摘要 针对海洛因混合品、甲基苯丙胺混合品提出了一种基于支持向量机-多层感知器(SVM-MLP)融合模型的毒品混合物光谱鉴别方法。实验分别获取了海洛因、甲基苯丙胺与其他物质的 90 组毒品混合物光谱数据,采用基线自动校正和峰面积归一化除噪后借助主成分分析提取特征波数数据,建立基于 SVM 与 MLP 神经网络的融合分类模型。结果表明,基于高斯核函数、线性核函数、多项式核函数的 SVM 模型能够实现对不同质量分数海洛因混合品样本 97.8%、97.8%、95.6% 的准确分类,MLP 模型能够对甲基苯丙胺混合品样本实现 96.5% 的准确分类。SVM-MLP 融合模型无损、便捷、高效,有助于缉毒案件中毒品物证的鉴定和涉案人的司法量刑,具有一定的普适性和参考意义。

关键词 探测器; 支持向量机; 多层感知器; 融合模型; 毒品混合物; 红外光谱

中图分类号 O657.3

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1404003

Research on Spectral Recognition of Drug Mixture Based on SVM-MLP Fusion Model

Yan Wenjie¹, Lu Wenhui², Wang Jifen^{1*}

¹ School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 102600, China;

² Henan Police College, Zhengzhou, Henan 450000, China

Abstract Aiming at the physical evidence of heroin mixtures and methamphetamine mixtures, a spectral identification method for drug mixtures based on the support vector machine-multilayer perceptron (SVM-MLP) fusion model is proposed. In the experiment, 90 sets of spectral data of the mixture of heroin, methamphetamine and other substances were obtained, and the baseline automatic correction and peak area normalization were used to eliminate noise and use principal component analysis extract characteristic wavenumber data spectral data fusion classification model based on SVM and MLP. The result shows that the SVM model based on Gaussian kernel function, linear kernel function, and polynomial kernel function can achieve accurate classification of 97.8%, 97.8%, and 95.6% of heroin mixture samples, respectively. The MLP model can achieve 96.5% for methamphetamine mixture samples accurate classification. The SVM-MLP fusion model is non-destructive, convenient and efficient is helpful for the identification of drug evidence in anti-drug cases and the judicial sentencing of the person involved has a certain universality and reference significance.

Key words detectors; support vector machine; multilayer perceptron; fusion model; drug mixture; infrared spectrum

OCIS codes 040.3060; 070.5010; 160.4890

收稿日期: 2020-10-20; 修回日期: 2020-11-06; 录用日期: 2020-11-18

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2021JKF208)

通信作者: *1450201565@qq.com

1 引言

20 世纪 70 年代末以来,伴随着我国对外开放的不断深入,国际贩毒集团开始假道我国云南地区向香港、欧美地区运毒,其中部分毒品通过运毒通道辐射销售到我国境内,从此,我国从毒品贩运过境国逐步成为毒品消费国^[1]。截至 2019 年底,我国现有吸毒人员 214.8 万名,占全国人口总数的 0.16%,我国面临的毒品滥用形势严峻,一方面吸食人群数量仍然较大,另一方面新型毒品的制造、走私和贩卖来势凶猛^[2-3]。相对于新型毒品,以冰毒、海洛因、大麻为代表的传统毒品吸食人群仍然占据主要地位,在 214.8 万名现有吸毒人员中,滥用冰毒人员 118.6 万名,占 55.2%;滥用海洛因人员 80.7 万名,占 37.5%。

面对冰毒、海洛因等传统毒品作为主要吸食对象的现况,打击冰毒、海洛因相关犯罪案件仍是公安禁毒工作的重要目标。在涉及冰毒、海洛因的毒品交易中,不法分子往往会在毒品中掺杂淀粉、葡萄糖、蔗糖、咖啡因、非那西汀、扑热息痛等物质^[4],以此谋取暴利。对缴获的毒品进行成分分析,能够为司法审判过程中的司法量刑提供一定参考。同时,缴获毒品的快速无损检验也能在毒贩上下级溯源中发挥重要作用,为缩小侦查范围、串并联案件提供科学支持。当前,国内外对冰毒及海洛因的快速检验主要通过拉曼光谱技术^[5-6]、傅里叶变换红外光谱技

术^[7-8]、液相色谱质谱技术^[9]以及其他技术手段^[10]实现,但相关研究主要集中在对物质化学官能团和分子内化学键的谱图研究上,部分研究借助单一模型实现样本分类,缺乏一定的普适性。同时,由于传统鉴定技术耗时较长、精度差,无法同时对大量样品数据进行分析,毒品混合物数据分类模型的建立仍然是当下毒品鉴定领域的研究热点之一。

基于此,本实验采集了 90 组海洛因混合物、甲基苯丙胺混合物的红外光谱,对原始谱图采用自动基线校正、多元散射校正、Savitzky-Golay 滤波平滑和峰面积归一化降噪后,利用主成分分析(PCA)对光谱数据进行处理,提取到 15 个成分的主成分数据。基于特征数据建立支持向量机(SVM)与多层感知器(MLP)结合分析的毒品混合物光谱鉴定模型,该模型能够高效处理大量毒品混合物数据,解决了传统仪器分析手段的效率问题,并且验证了毒品混合物溯源的可行性,为毒品物证鉴定中混合物毒品鉴别的高效化、便捷化提供了一定的参考作用。

2 基本原理

2.1 主要原料

实验采用公安部物证鉴定中心提供的海洛因盐酸盐纯品、甲基苯丙胺,分别与淀粉、葡萄糖、蔗糖、咖啡因、非那西汀及扑热息痛进行混合,各混合物样本的物质构成见表 1。

表 1 海洛因及甲基苯丙胺混合样本的构成

Table 1 Composition of heroin and methamphetamine mixed sample

Samples	Heroin quality /mg	Additives	Additive quality /mg	Heroin mass score
1	0.5	Caffeine	4.5	0.1
2	0.5	Glucose	4.5	0.1
3	0.5	Phenacetin	4.5	0.1
4	0.5	Starch	4.5	0.1
5	0.5	Sucrose	4.5	0.1
6	1.0	Caffeine	4.0	0.2
7	1.0	Glucose	4.0	0.2
8	1.0	Phenacetin	4.0	0.2
9	1.0	Starch	4.0	0.2
10	1.0	Sucrose	4.0	0.2
11	1.5	Caffeine	3.5	0.3
12	1.5	Glucose	3.5	0.3
13	1.5	Phenacetin	3.5	0.3
14	1.5	Starch	3.5	0.3
15	1.5	Sucrose	3.5	0.3
16	2.0	Caffeine	3.0	0.4
17	2.0	Glucose	3.0	0.4

续表

Samples	Heroin quality /mg	Additives	Additive quality /mg	Heroin mass score
18	2.0	Phenacetin	3.0	0.4
19	2.0	Starch	3.0	0.4
20	2.0	Sucrose	3.0	0.4
21	2.5	Caffeine	2.5	0.5
22	2.5	Glucose	2.5	0.5
23	2.5	Phenacetin	2.5	0.5
24	2.5	Starch	2.5	0.5
25	2.5	Sucrose	2.5	0.5
26	3.0	Caffeine	2.0	0.6
27	3.0	Glucose	2.0	0.6
28	3.0	Phenacetin	2.0	0.6
29	3.0	Starch	2.0	0.6
30	3.0	Sucrose	2.0	0.6
31	3.5	Caffeine	1.5	0.7
32	3.5	Glucose	1.5	0.7
33	3.5	Phenacetin	1.5	0.7
34	3.5	Starch	1.5	0.7
35	3.5	Sucrose	1.5	0.7
36	4.0	Caffeine	1.0	0.8
37	4.0	Glucose	1.0	0.8
38	4.0	Phenacetin	1.0	0.8
39	4.0	Starch	1.0	0.8
40	4.0	Sucrose	1.0	0.8
41	4.5	Caffeine	0.5	0.9
42	4.5	Glucose	0.5	0.9
43	4.5	Phenacetin	0.5	0.9
44	4.5	Starch	0.5	0.9
45	4.5	Sucrose	0.5	0.9
46	0.5	Caffeine	4.5	0.1
47	0.5	Glucose	4.5	0.1
48	0.5	Paracetamol	4.5	0.1
49	0.5	Phenacetin	4.5	0.1
50	0.5	Starch	4.5	0.1
51	1.0	Caffeine	4.0	0.2
52	1.0	Glucose	4.0	0.2
53	1.0	Paracetamol	4.0	0.2
54	1.0	Phenacetin	4.0	0.2
55	1.0	Starch	4.0	0.2
56	1.5	Caffeine	3.5	0.3
57	1.5	Glucose	3.5	0.3
58	1.5	Paracetamol	3.5	0.3

续表

Samples	Heroin quality /mg	Additives	Additive quality /mg	Heroin mass score
59	1.5	Phenacetin	3.5	0.3
60	1.5	Starch	3.5	0.3
61	2.0	Caffeine	3.0	0.4
62	2.0	Glucose	3.0	0.4
63	2.0	Paracetamol	3.0	0.4
64	2.0	Phenacetin	3.0	0.4
65	2.0	Starch	3.0	0.4
66	2.5	Caffeine	2.5	0.5
67	2.5	Glucose	2.5	0.5
68	2.5	Paracetamol	2.5	0.5
69	2.5	Phenacetin	2.5	0.5
70	2.5	Starch	2.5	0.5
71	3.0	Caffeine	2.0	0.6
72	3.0	Glucose	2.0	0.6
73	3.0	Paracetamol	2.0	0.6
74	3.0	Phenacetin	2.0	0.6
75	3.0	Starch	2.0	0.6
76	3.5	Caffeine	1.5	0.7
77	3.5	Glucose	1.5	0.7
78	3.5	Paracetamol	1.5	0.7
79	3.5	Phenacetin	1.5	0.7
80	3.5	Starch	1.5	0.7
81	4.0	Caffeine	1.0	0.8
82	4.0	Glucose	1.0	0.8
83	4.0	Paracetamol	1.0	0.8
84	4.0	Phenacetin	1.0	0.8
85	4.0	Starch	1.0	0.8
86	4.5	Caffeine	0.5	0.9
87	4.5	Glucose	0.5	0.9
88	4.5	Paracetamol	0.5	0.9
89	4.5	Phenacetin	0.5	0.9
90	4.5	Starch	0.5	0.9

2.2 主要设备及仪器

仪器名称:傅里叶红外光谱仪(FTIR)。仪器型号: Nicolet 5700。生产厂家:美国 Thermo Fisher Scientific 公司。

主要配置: 1) ETC EverGlo™ 光源; 2) VECTRATM 干涉仪; 3) 衰减全反射附件; 4) 氰化三甘氨酸硫酸酯探测器; 5) KBr 分束器。

参数设置: 1) 数字化干涉仪, 动态调整频率为

130000 s^{-1} ; 2) 信噪比为 50000:1(峰峰值, 1 min 扫描); 3) 光谱范围为 7800~50 cm^{-1} ; 4) 光谱分辨率为 2 cm^{-1} ; 5) 测量波数范围为 4000~400 cm^{-1} ; 6) 每个样品采集三次, 采用平均值作为样本数据。

2.3 光谱预处理

对 90 份样本的原始谱图进行自动基线校正、多元散射校正、Savitzky-Golay 平滑和峰面积归一化处理, 对得到的降噪数据进行主成分分析^[11-12], 并得

到 15 个主成分的得分情况(海洛因咖啡因混合品、甲基苯丙胺咖啡因混合品样本的得分情况见表 2)。

表 2 部分数据主成分分析得分情况

Table 2 Principal component analysis scores of partial data

Sample name	PCA1	PCA2	PCA3	PCA4	PCA5	PCA6	PCA7	PCA8
Heroin 10	-1.73499	1.05294	-0.24404	0.54695	1.23830	1.86434	-0.85063	0.30997
Heroin 20	-1.38742	1.08753	-0.49341	0.63136	1.24009	1.91988	-0.82360	0.01083
Heroin 30	-1.36164	1.31395	-0.46624	0.02419	0.53490	1.55977	0.99659	0.82939
Heroin 40	-1.26595	1.30657	-0.48177	-0.02275	0.57038	1.41293	0.98688	0.84195
Heroin 50	-1.42631	1.11977	-0.43161	-0.06417	0.41947	1.82224	0.55125	0.68340
Methamphetamine 10	-1.82849	0.65761	-0.19163	0.39233	1.02352	2.11987	-1.59872	0.70246
Methamphetamine 20	-1.62927	-0.30444	-0.28452	-0.26524	0.56580	1.76207	-1.45115	0.99943
Methamphetamine 30	-1.61720	-0.11446	-0.20642	-0.04146	0.62600	1.77511	-0.81298	0.14576
Methamphetamine 40	-1.37645	-0.47555	-0.20890	-0.02513	0.67996	1.46555	-0.43467	0.06310
Methamphetamine 50	-1.27684	-0.60591	-0.35037	-0.09153	0.58028	1.56357	-0.93970	0.27797
Sample name	PCA9	PCA10	PCA11	PCA12	PCA13	PCA14	PCA15	
Heroin 10	0.66874	0.04875	0.14664	0.23064	0.50656	-0.15218	0.11773	
Heroin 20	0.96444	-0.50303	0.21401	0.47814	1.49474	-0.32094	-0.05898	
Heroin 30	1.40614	0.64159	0.52790	0.61595	-0.82069	0.88689	-0.50806	
Heroin 40	1.35271	0.36899	0.55841	0.43866	-0.34179	0.78488	-0.37276	
Heroin 50	1.19463	0.66721	0.21536	1.00858	-0.25017	0.69153	-0.39813	
Methamphetamine 10	0.18801	0.11184	-0.28867	-0.68909	-0.52643	-0.59025	0.38801	
Methamphetamine 20	-0.12065	0.07006	-0.46789	-0.04990	-0.34572	-0.95516	0.10060	
Methamphetamine 30	0.46265	0.17059	-0.36223	-0.22779	-0.59669	-0.41832	-0.08377	
Methamphetamine 40	0.58264	0.26791	-0.27522	0.82319	0.05651	-0.76757	-0.06932	
Methamphetamine 50	0.32392	0.04199	-0.44118	0.03576	0.18528	-0.67303	0.35902	

图 1 为成分 1~15 的累计方差贡献率,可以看出,成分 1~5 的累计方差贡献率达到 88.664%,成分 1~15 的累计方差贡献率达到 99.372%,为了保证特征数据对样本原始信息的高效保留,选择全部 15 个成分作为基础数据进行数据模型处理。

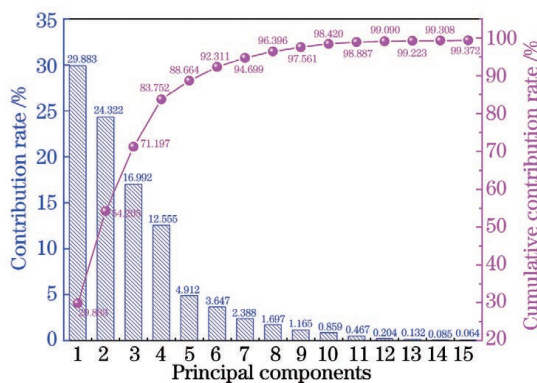


图 1 各成分贡献率分布图

Fig. 1 Distribution of contribution rate of each component

3 分析与讨论

3.1 支持向量机分析

SVM 模型是一类建立在统计学习理论上的广义线性分类器^[13],通过引入结构风险最小化原理和最优化理论在样本数据空间内寻找最优超平面^[14]。对于线性可分问题,SVM 模型可以通过寻求最优超平面实现分类(图 2),对于在线性空间中不可分的样本集,可以通过将低维数据空间投影到高维特征空间实现经验风险和置信范围的最小化^[15],进而实

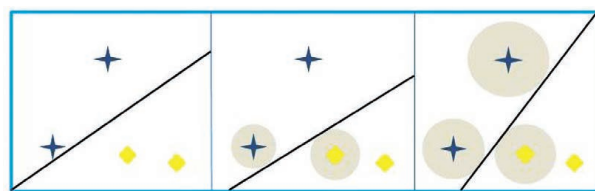


图 2 支持向量机原理图

Fig. 2 Schematic diagram of support vector machine

现对样本集的线性分类。同时,由于其小样本学习具备较强的泛化能力,在面对不均匀样本和小容量样本时能有效避免分类效果的弱化^[16-17]。

常用于分类的核函数可以分为高斯(RBF)核函数、多项式核函数、S形核函数、线性核函数等算法^[18]。对于SVM算法而言,核函数参数的选择会极大影响分类器的分类效果,但部分实验集的分类效果对核函数参数不敏感,分类结果一样可以达到预期效果。实验分别采用RBF-SVM、多项式-SVM、Sigmoid-SVM、线性SVM对提取到的特征数据进行处理,设置30%的训练样本和70%测试样本,得到了四个核函数分类结果(表3、图3)和不同参数条件下多项式-SVM模型的分类结果(表4)。观察表中数据可以发现,RBF-SVM、多项式-SVM、Sigmoid-SVM、线性SVM对海洛因混合品样本的分类正确率分别为97.8%、95.6%、71.2%、97.8%,而对甲基苯丙胺样品的分类准确率均为0%,故基于RBF核函数、多项式核函数、线性核函数的SVM模型能够准确实现对海洛因混合品样本的分类,成功展现了SVM模型基于统计分析理论的小样本计算优势。甲基苯丙胺混合品样本分类效果较差,这是因为扑热息痛、非那西汀中酰基基团

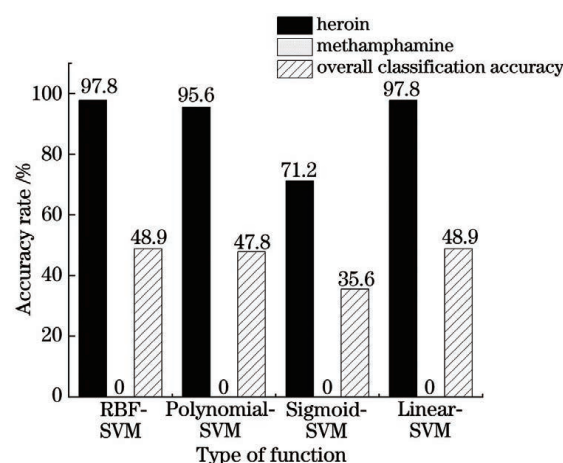


图3 准确率比较图

Fig. 3 Accuracy comparison chart

与苯环形成的共轭结构对光电子的吸引能力较强,影响了分子中其他基团对红外光的吸收和折射效果,测得的甲基苯丙胺混合物光谱中部分吸收峰发生偏移和消失,样本光谱数据特征丢失。经典的SVM分类器适用于解决二分类问题,其分类效能的差异体现在核函数的选择上,在数据特征丢失和分类类别较多的情况下,高斯核函数、多项式核函数、Sigmoid核函数以及线性核函数均表现出较差的分类效果。

表3 四种核函数下的样品分类准确率

Table 3 Accuracy of sample classification under four kernel functions

unit: %

Function	Comprehensive classification accuracy	Heroin classification accuracy	Classification accuracy of methamphetamine
RBF-SVM	48.9	97.8	0
Polynomial-SVM	47.8	95.6	0
Sigmoid-SVM	35.6	71.2	0
Linear-SVM	48.9	97.8	0

表4 不同Gama参数下的多项式SVM模型分类效果

Table 4 Classification effect with polynomial SVM model with different Gamma values

Gama	Number of heroin samples	Number of correctly classified samples	Classification accuracy / %
0.01	45	39	86.7
0.05	45	39	86.7
0.10	45	43	95.6
1.00	45	43	95.6
10.00	45	43	95.6
100.00	45	43	95.6

Gama值是反映映射维度和训练结果的参数,Gama值的设置主要应用在低维样本的高维度映射上。一般来说,Gama值设定的越大,映射的维度越

高,对样本集的训练效果越好,但当Gama值设定过大时,容易引起过拟合现象,模型的鲁棒性和泛化能力降低。因此,合理设置核函数的Gama值能够在

获取准确分类结果的同时实现模型的高鲁棒性。对表 5 数据进行分析,不同 Gama 值条件下分析多项式-SVM 模型对海洛因混合品的分类效果,可得知 Gama 值在 0.01~0.05 区间内的模型分类效果较 Gama 值大于 0.1 的区间模型更差一些,但总体的多项式-SVM 模型都可以实现对海洛因混合物样品的准确分类,考虑到高 Gama 值会对模型造成过拟合现象,选择 0.1 到 1 之间的数值作为海洛因混合物样本基于多项式-SVM 算法分类模型的理想 Gama 值。

3.2 多层感知器分析

基于 SVM 分类器受甲基苯丙胺混合物样本光谱数据的影响所产生的较差分类效果,提出以多层感知器作为分类器的甲基苯丙胺混合物光谱分类模型,补充 SVM 分类器缺位状况下的甲基苯丙胺混合物识别。MLP 是一种早期的神经网络模型^[19-20],其由感受层(S)、联想层(A)、响应层(R)的简单神经元组合构成^[21],S 层神经元在接受特征向量的输入后,借助 S 层、A 层联接成的联想矩阵和 A 层、R 层联接成的决策矩阵实现特征向量从输入状态空间到输出状态空间的非线性映射(如图 4 展示了一种简单结构的 MLP 神经网络)。MLP 神经网络的核心算法是一种有监督的反向传播(BP)算法,其核心思想是特征向量通过输入层后正向传播,经过隐层的多次处理后得到输出层的实际输出,不符合预期输出的输出误差沿各层间联接原路反向传播,经过各单元权值和阈值的不断调整,减小实际输出与预期输出之间的误差,实现实际输出的最优修正^[22-23]。针对红外光谱获取的光谱数据,MLP 可以利用其隐层和隐单元对非线性数据的优良映射效果,实现样本数据在高维空间的线性可分^[24-25]。采用 MLP

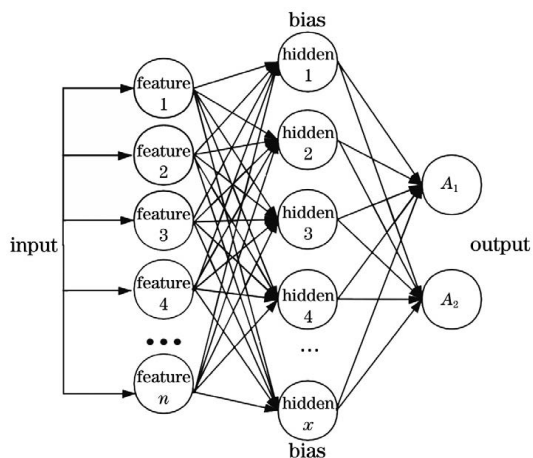


图 4 MLP 简单结构原理图

Fig. 4 MLP simple structure schematic diagram

神经网络对甲基苯丙胺混合物样本数据进行分析,建立了以添加物种类、物质构成为因变量的两个分类模型,同时由于训练的随机性取决于参数随机初始化和随机梯度的下降,算法赋予模型的初始随机 seed 值和各单元的初始权值不同,选择在不同训练、测试比例和随机 seed 值的情况下获取两个模型的平均分类正确率(如表 5、图 5 所示)。

表 5 不同训练比例下的平均分类准确率

Table 5 Average classification accuracy under different training ratios unit: %

Training sample ratio	Constitution	Additives
50	84.9	96.5
60	80.4	91.5
70	77.8	91.9
80	74.2	85.9
90	71.1	88.4

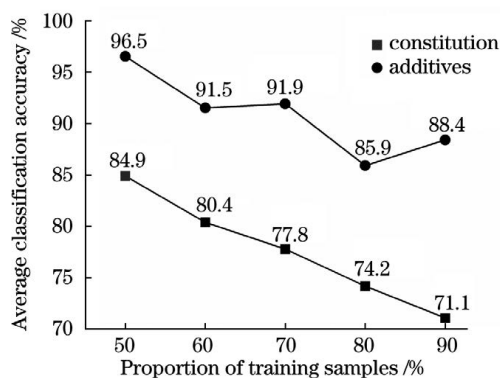


图 5 不同训练比例下的两种模型分类效果图

Fig. 5 Classification effects diagram of two models under different training ratios

分别以混合物构成、添加物种类为因变量构建 MLP 模型,得到了两个均为单一隐层的 MLP 网络,在单一隐层条件下,考虑到隐层单元数量过多造成的“过拟合”和隐层单元数量过少造成的分类准确率降低问题,分别进行五次分类。数据表明,在训练样本、测试样本分别占比 50% 的情况下能够获得较好的分类效果,以混合物构成为因变量的 MLP 模型可对甲基苯丙胺混合品样本实现 84.9% 的分类正确率,以添加物种类为因变量的 MLP 模型可以实现对甲基苯丙胺混合品样本 96.5% 的分类正确率。因变量的选择影响了模型分类正确率,混合物构成涉及到混合物种类及质量分数且以每个样本为单一类型共 45 类,相较于添加剂种类仅 5 类的情况,MLP 算法对更多类别的数据分类转化为二分类

的效果相对差一些,但仍能保持优良的鲁棒性,保证较好的分类效果。同时,模型充分考虑到权值对网络中神经元执行效果的影响,使用不同的随机 seed 值,重复执行网络,以此获取最稳定的 MLP 网络分类结果。该模型稳定、有效,具有良好的鲁棒性,能够准确实现对不同添加物及不同质量分数条件下甲基苯丙胺类毒品混合物的分类识别,能够对添加物种类实现较好区分,对公安实战中遇到的甲基苯丙胺类毒品混合物的鉴别具有一定参考和借鉴价值。

4 结 论

1) 基于高斯核函数、线性核函数、多项式核函数的 SVM 模型对海洛因混合品样本的分类准确率可以分别达到 97.8%、97.8%、95.6%,MLP 神经网络模型可以对甲基苯丙胺类毒品混合物实现 96.5% 的准确分类。

2) 不同核函数条件下的 SVM 模型对数据的处理效果不同,高斯核函数、线性核函数、多项式核函数驱动的 SVM 模型能够较好区分海洛因混合物样本,Sigmoid 核函数则相对较差一些。

3) 训练样本占比及随机 seed 值对 MLP 神经网络模型的执行效果有一定影响,训练样本占比 50% 的情况下 MLP 模型能够更好区分甲基苯丙胺类毒品混合物,且为避免随机 seed 值影响神经元权重造成分类效果不稳定,应当多次分类获得最佳效果。

参 考 文 献

- [1] Li J H, Zhang B, Yang L P. Current status, challenges and prospects of drug addiction treatment in China[J]. Chinese Journal of Drug Abuse Prevention and Treatment, 2013, 19(2): 63-67.
李建华, 张波, 杨丽萍. 我国吸毒成瘾治疗的现状、挑战和展望[J]. 中国药物滥用防治杂志, 2013, 19(2): 63-67.
- [2] Liu Z M. Prevention and treatment of central amphetamine stimulants abuse[J]. Chinese Magazing of Drug Abuse Prevention and Treatment, 2002, 8(3): 4-14.
刘志民. 苯丙胺类中枢兴奋剂滥用防治[J]. 中国药物滥用防治杂志, 2002, 8(3): 4-14.
- [3] Cai S L, Wang G, Hao W. Progress in the treatment of methamphetamine dependence[J]. Chinese Journal of Psychiatry, 2017, 50(2): 149-153.
蔡尚立, 王刚, 郝伟. 甲基苯丙胺依赖的药物治疗进展[J]. 中华精神科杂志, 2017, 50(2): 149-153.
- [4] Liu C Y, Zou X J, Huang H. A research on the related properties of methamphetamine doped with dimethyl sulfone and isopropyl benzylamine[J]. Journal of Hanjiang Normal University, 2018, 38(6): 28-32.
刘传银, 邹小建, 黄吭. 以二甲砜和异丙基苄胺为掺杂剂的冰毒的相关特性研究[J]. 汉江师范学院学报, 2018, 38(6): 28-32.
- [5] Gao N, Tu Q, Sui C H. Study on different conformation Raman spectra of methamphetamine based on density functional theory[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 744-749.
高楠, 屠潜, 隋成华. 基于密度泛函理论对冰毒分子不同构象拉曼光谱的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 744-749.
- [6] Zhao J T, Chen D P, Zhang P X, et al. Vibration studies of amphetamine and methamphetamine by micro Raman[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 1999, 19(5): 687-690.
赵金涛, 陈大鹏, 张鹏翔, 等. “冰毒”拉曼散射振动模式的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 1999, 19(5): 687-690.
- [7] Liu C M, Han Y, Min S G. Rapid qualitative analysis of methamphetamine, ketamine, heroin, and cocaine by Fourier transform infrared spectroscopy (FTIR) [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(7): 2136-2141.
刘翠梅, 韩煜, 闵顺耕. 甲基苯丙胺、氯胺酮、海洛因、可卡因红外光谱快速定性分析方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(7): 2136-2141.
- [8] Feng J M, Liu S H. Analysis of heroin and caffeine by FTIR and interpretations of the IR spectra [J]. Forensic Science and Technology, 2005(2): 23-25.
冯计民, 刘世海. 海洛因、咖啡因的 FTIR 检验及谱图解释[J]. 刑事技术, 2005(2): 23-25.
- [9] Yuan C, Liu G S. Determination of methamphetamine and methoxyphenamine in samples by ultra performance liquid chromatography-mass spectrometry[J]. Chinese Journal of Forensic Medicine, 2020, 35(4): 414-416.
袁超, 刘桂松. LC-MS/MS 快速筛分样本中的甲基苯丙胺、甲氧那明[J]. 中国法医学杂志, 2020, 35(4): 414-416.
- [10] Hao H X, Bai F B. Advances in the detection of methamphetamine[J]. Chinese Journal of Analysis Laboratory, 2020, 39(3): 364-372.
郝红霞, 白凤波. 甲基苯丙胺检测方法研究进展[J]. 分析实验室, 2020, 39(3): 364-372.
- [11] Wang C, Jiao T, Lu Y F, et al. A method of backscattering micro-spectrum classification based on principal component analysis and fuzzy cluster

- analysis[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(2): 0207030.
- 王成, 焦彤, 陆雨菲, 等. 基于主成分分析和模糊聚类法的细菌后向散射光谱分类方法[J]. 中国激光, 2020, 47(2): 0207030.
- [12] Pan W H, Chen B L, Zhang J G, et al. Compressed sensing STORM super-resolution image reconstruction based on noise-corrected principal component analysis[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(2): 0207024.
- 潘文慧, 陈秉灵, 张建国, 等. 基于噪声校正主成分分析的压缩感知 STORM 超分辨图像重构[J]. 中国激光, 2020, 47(2): 0207024.
- [13] Rao L, Tang X H, Lu J G. Gearbox fault diagnosis based on CNN-SVM and feature fusion[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(8): 130-133, 142.
- 饶雷, 唐向红, 陆见光. 基于 CNN-SVM 和特征融合的齿轮箱故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(8): 130-133, 142.
- [14] Jia Y J, Jiang T, Su Z B, et al. Study on classification method of typical crops based on improved SVM algorithm[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2020, 51(7): 77-85.
- 贾银江, 姜涛, 苏中滨, 等. 基于改进 SVM 算法的典型作物分类方法研究[J]. 东北农业大学学报, 2020, 51(7): 77-85.
- [15] Ma X X, Huang X Y, Chai Y. 2PTMC classification algorithm based on support vector machines and its application to fault diagnosis [J]. Control and Decision, 2003, 18(3): 272-276, 284.
- 马笑潇, 黄席樾, 柴毅. 基于 SVM 的二叉树多类分类算法及其在故障诊断中的应用[J]. 控制与决策, 2003, 18(3): 272-276, 284.
- [16] Feng R, Zhang H R, Shao H H. Soft sensor modeling based on support vector machine[J]. Information and Control, 2002, 31(6): 567-571.
- 冯瑞, 张浩然, 邵惠鹤. 基于 SVM 的软测量建模[J]. 信息与控制, 2002, 31(6): 567-571.
- [17] Lu S, Tan Z W, Liu Y, et al. Realization of recognition for multi-mode optical fiber transmission speckle using neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(13): 1306001.
- 卢顺, 谭中伟, 刘艳, 等. 利用神经网络实现多模光纤传输散斑的识别[J]. 光学学报, 2020, 40(13): 1306001.
- [18] Zhang Z C, Wang S T, Deng Z H, et al. A fast decision algorithm of support vector machine [J]. Control and Decision, 2012, 27(3): 459-463.
- 张战成, 王士同, 邓赵红, 等. 一种支持向量机的快速分类算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(3): 459-463.
- [19] Jensen H L. Using neural networks for credit scoring [J]. Managerial Finance, 1992, 18(6): 15-26.
- [20] Hush D R, Horne B G. Progress in supervised neural networks[J]. IEEE Signal Process Magazine, 1993, 10: 8-39.
- [21] Han L. The classification model of RS images based on artificial neural network: MLP [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2004(9): 29-30, 42.
- 韩玲. 基于人工神经网络: 多层感知器(MLP)的遥感影像分类模型[J]. 测绘通报, 2004(9): 29-30, 42.
- [22] Hu J, Liu Y D, Sun X D, et al. Quantitative determination of benzoic acid in flour based on terahertz time-domain spectroscopy and BPNN model [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(7): 073002.
- 胡军, 刘燕德, 孙旭东, 等. 基于 BP 神经网络的太赫兹时域光谱对面粉中苯甲酸的定量检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(7): 073002.
- [23] Li Y H, Liu P, Zhou J B, et al. Center extraction of structured light stripe based on back propagation neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12): 1212005.
- 李玥华, 刘朋, 周京博, 等. 基于 BP 神经网络的结构光光条中心提取[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 1212005.
- [24] Wang J X, Lei Z C. A convolutional neural network based on feature fusion for face recognition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101508.
- 王嘉欣, 雷志春. 一种基于特征融合的卷积神经网络人脸识别算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101508.
- [25] Wang X B, Ma X, Wang X C. Infrared spectrum pattern recognition of watercolor pen ink based on artificial neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(15): 153005.
- 王晓宾, 马泉, 王新承. 基于人工神经网络的水彩笔油墨红外光谱模式识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(15): 153005.