

数字调制信号识别性能的评估方法

刘明骞¹ 李兵兵¹ 刘 涵²

(西安电子科技大学综合业务网理论与关键技术国家重点实验室 西安 710071)¹

(西安理工大学信息与控制工程研究中心 西安 710048)²

摘 要 针对正确率不能客观全面地评估数字调制信号识别性能的问题,提出采用受试者操作特征(ROC)曲线下的面积(AUC)对最小二乘支持向量机分类器和传统的神经网络分类器进行性能评估。首先提取5个特征参数,然后分别采用最小二乘支持向量机分类器和神经网络分类器成功地实现了数字调制信号识别,最后通过计算ROC曲线下的AUC值来评估分类器的优劣。仿真实验结果表明,最小二乘支持向量机分类器比神经网络分类器的平均性能好。

关键词 性能评估, AUC, ROC 曲线, 支持向量机, 调制识别

中图分类号 TN391.4 文献标识码 A

Performance Evaluation Algorithm of Digital Modulation Signals Recognition

LIU Ming-qian¹ LI Bing-bing¹ LIU Han²

(State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)¹

(Research Center of Information and Control Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)²

Abstract Because the accurate rate could not be evaluated objectively and overall in recognition of digital modulation, it was proposed that area under receiver operating characteristic(AUC) was used for assessing the LS-SVM classifier and NN classifier's performance. After using the five characteristics parameters, the classification of digital modulation was successfully realized by adopting the LS-SVM classifier and NN classifier. The values of AUC were used for evaluating the merits and demerits of classifiers. The relevant simulation results shown the average performance of the LS-SVM classifier is better than that of the NN classifier.

Keywords Performance evaluation, AUC, ROC curve, SVM, Modulation recognition

1 引言

信号调制样式的自动识别是软件无线电技术目前研究的热点。虽然数字调制信号识别方法多种多样,但调制识别在本质上是模式分类问题,其识别研究内容主要是分类特征的提取和分类器的设计^[1]。

在特征提取方面,广泛用到零中心瞬时特征提取^[2]、小波变换特征提取^[3]、高阶累积量特征提取^[4]。本文综合这些提取方法,找出具有显著的表征信号类别差异的5个特征参数,作为分类器的输入向量。

在分类器的设计方面,广泛用到神经网络分类器(NN)和支持向量机分类器(SVM)。神经网络分类器^[2]适用于样本数目趋于无穷时的聚类特征分析,但是容易出现过学习和维数灾难。支持向量机^[5]是针对小样本学习问题而提出的学习算法,所以支持向量机分类器^[6]被推广应用。

目前,SVM分类器被建议替代传统的NN分类器,但如何客观评价这两类性质不同算法的识别能力,尚未有共识。本文从目前医学临床较为流行的诊断试验评价方法中获得启

示,采用受试者操作特征(ROC)曲线^[7]下面积(AUC)的值来评价NN分类器和SVM分类器在数字调制信号识别中的性能及分类效果。仿真实验结果表明,此方法是有效可行的。

2 基于支持向量机的信号识别方法

2.1 数字调制信号的特征提取

如果直接对接收到的信号样本进行分类,所需的运算量十分庞大,因此需从中提取有表征显著类别差异的特征来缩小数据集。本文主要用到下面5个关键特征^[8],并把这5个关键特征作为后续分类器的输入向量。

1) 高阶累积量 C_{63} , 定义如下:

$$\begin{aligned} C_{63} &= \text{Cum}[x(k), x(k), x(k), x^*(k), x^*(k), x^*(k)] \\ &= M_{63} - 9M_{41}M_{21} - 6(M_{21})^3 \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $M_{pq} = E[x(k)^p x^*(k)^q]$; $x^*(k)$ 为信号的复共轭。

2) 信号瞬时相位高阶矩 K_2 , 定义如下:

$$K_2 = \frac{E[y^4]}{E[y^2]^2} \quad (2)$$

式中, y 是非线性相位经过两次小波变换后均值归一化的值。

到稿日期:2010-06-09 返修日期:2010-11-12 本文受国家“863”高技术研究发展计划项目(2007AA01Z288), 国家自然科学基金项目(60772138), 陕西省自然科学基金项目(2007F30)资助。

刘明骞(1982—), 男, 博士生, 主要研究方向为通信信号处理、模式识别, E-mail: lmq_mmm@126.com; 李兵兵(1955—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为通信信号处理、数字通信; 刘 涵(1972—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能信息处理、复杂系统辨识与控制。

3) 方差系数 ρ , 定义如下:

$$\rho = \frac{\sigma^2}{E[s]^2} \quad (3)$$

式中, σ 为接收信号瞬时幅度的标准差, s 为接收信号的瞬时幅度。

4) 范数熵 $NoEn(f_P)$, 定义如下:

$$NoEn(f_P) = \sum_{i=1}^N |f_P(i)|^P, (1 < P < 2) \quad (4)$$

式中, $f_P(i)$ 为接收信号的右边幅度谱做去噪处理之后的能量归一化值。

5) 零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量绝对值的标准偏差 σ_{ap} , 定义如下:

$$\sigma_{ap} = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{NL}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_n(i) > a_t} |\phi_{NL}(i)| \right]^2} \quad (5)$$

式中, a_t 是判断弱信号段的一个幅度判决门限电平, a_t 的值通常取 $a_n(i)$ 的平均值; c 是在全部取样数据 N_s 中属于非弱信号值的个数; $\phi_{NL}(i)$ 是经零中心化处理后瞬时相位的非线性分量, 有 $\varphi_{NL} = \varphi(i) - \varphi_0$, 其中 $\varphi_0 = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \varphi(i)$, $\varphi(i)$ 为瞬时相位。

2.2 支持向量机分类器的设计

支持向量机的基本思想概括如下: 首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 然后在新空间中求取最优线性分类超平面。设给定训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\}, i=1, 2, \dots, n$ 。其中 x_i 为输入模式集, y_i 为类别索引, 如 x_i 属于第 1 类, 记 y_i 为 +1; 否则记 y_i 为 -1。学习的目标是要构造一个判别函数, 将两类模式尽量正确分开。该问题可转化为如下的求解最优化问题: 在约束条件 $y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 - \xi_i$ 和 $\xi_i \geq 0$ 下, 最小化函数为:

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (6)$$

式中, w 为分类面系数向量; b 为分类阈值; $c > 0$ 是惩罚因子; ξ_i 为训练样本关于分离超平面的偏差, 当训练样本线性可分时, $\xi_i = 0$, 否则 $\xi_i > 0$ 。可见, 求解该问题需折衷考虑最大分类间隔和最少错分样本。上述问题又可以通过二次规划, 转化为如下的对偶问题: 在约束条件 $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$ 和 $0 \leq \alpha_i \leq c, i=1, 2, \dots, n$ 下, 最大化函数为:

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (7)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数。通过选取合适的核函数得到决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right) \quad (8)$$

从而实现了对二分类问题的最优分类。

对于最小二乘支持向量机^[9], 优化问题变为:

$$\begin{cases} \min J(w, \xi) = \frac{1}{2} w^T w + c \sum_{i=1}^N \xi_i \\ y_k = \varphi(x_k) w^T + b + \xi^k (k=1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (9)$$

式中, c 为惩罚因子。用拉格朗日法求解这个优化问题使优化问题转化为求解线性方程, 即:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & k(x_1, x_2) + 1/c & \dots & k(x_1, x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & k(x_N, x_1) & \dots & k(x_N, x_1) + 1/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma_1 \\ \vdots \\ \gamma_N \end{bmatrix} \quad (10)$$

最后得到非线性模型为

$$f(x) = \sum_{k=1}^N a_k K(x, x_k) + b \quad (11)$$

由于将优化问题转化为求解式(10)的线性方程问题, 该线性方程可由最小二乘方法求解, 最小二乘支持向量机由此而得名。最小二乘支持向量机比标准支持向量机具有更快的训练速度。

2.3 基于支持向量机的调制识别步骤

支持向量机是用于二类分类问题的。而本文所进行的调制识别的实验涉及 6 种数字信号, 属于典型的多类分类问题。在此采用一对多(OAA)、一对一(OAO)、输出纠错编码(ECOC)的方法来解决多分类问题。

综上所述, 基于支持向量机采用一对一分类方法的数字信号调制识别的步骤如下:

1) 从数字调制信号中提取 5 个关键特征值, 5 个特征值构成向量作为 SVM 分类器的输入。

2) 为 SVM 选择核函数, 使用交叉验证和网格搜索的方法^[10]找到最佳参数。

3) 利用一对一的 SVM 多类别分类方法进行训练, 共产生 15 个支持向量机分类函数, 以 +1 或者 -1 作为输出。

4) 在测试时, 输入 x 与这 15 个分类机分别进行判定, 一个分类机判定 x 属于第 i 类就意味着第 i 类获得一票。得票数最多的类别就是我们最终判定所属的类别。

2.4 与神经网络分类器的对比实验

在对比实验中, 仿真环境为 MATLAB6.5, 信噪比为 0dB (低信噪比) 和 20dB (高信噪比), 被测试信号为 6 种数字调制信号: 2ASK, 4ASK, 2FSK, 4FSK, 2PSK 和 4PSK, 信号参数为: 载波频率 $f_c = 10\text{kHz}$, 取样频率 $f_s = 80\text{kHz}$ 。数字调制信号码元速率为 2kbps, 2FSK 频偏为 5kHz, 4FSK 频偏为 7.5 kHz。提取前面提到的 5 个参数 $\{C_{63}, K_2, \rho, NoEn(f_P), \sigma_{ap}\}$ 作为调制识别输入的特征向量, 训练样本数为 120 个 (小样本), 测试样本数为 1200 个。最小二乘支持向量机分类器 (LS-SVM) 选取径向基核函数, 分类策略选用纠错输出编码法。神经网络分类器 (NN) 选用基于最近邻聚类学习算法的 RBF 网络^[11]。最小二乘支持向量机分类器与神经网络分类器的识别率对比如表 1 和表 2 所列。

表 1 两种分类器在 0dB 下的对比

分类器	信号					
	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK
L-SVM	92%	92.5%	93%	95%	89.5%	90.5%
NN	83.5%	89%	85%	92.5%	90.5%	92.5%

表 2 两种分类器在 20dB 下的对比

分类器	信号					
	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK
L-SVM	100%	100%	100%	100%	100%	100%
NN	100%	100%	100%	100%	100%	100%

从表 1 中可以发现, 在低信噪比下, 2ASK, 4ASK, 2FSK 和 4FSK 的识别中, LS-SVM 的识别率高于 NN 的识别率。在 2PSK 和 4PSK 识别中, LS-SVM 的识别率低于 NN 的识别率, 不能就此说 LS-SVM 对 2PSK 和 4PSK 的识别能力不如 NN。从表 2 中可以看出, 在高信噪比下, LS-SVM 的识别率等于 NN 的识别率, 均达到 100%, 就此无法比较这两种分类器的分类效果。

为了更好地比较两分类器的优劣,本文用受试者操作特征(ROC)曲线来评价 LS-SVM 和 NN 分类器在数字调制信号识别的性能及分类效果。

3 基于 ROC 曲线的分类器性能评估

3.1 ROC 曲线的建立

模式识别中最简单的识别问题是仅考虑第一目标和第二目标的二分类情况。用一组带有样本类别标号的数据集训练分类器识别算法,当分类器给出的样本特征值大于某个预置的判决门限 θ 时判为第一类目标,小于该门限时判为第二类目标。针对不同的输入样本,分类器的判别结果有以下 4 种: P , N 代表两类目标样本的数目; TP 代表当输入是第一类目标样本时,算法判为第一类目标的数目; FN 代表当输入是第一类目标样本时,算法判为第二类目标的数目; FP 代表当输入是第二类目标样本时,算法判为第一类目标的数目; TN 代表当输入是第二类目标样本时,算法判为第二类目标的数目。对应以上 4 种情况,每个元素各自的概率分别记为 P_{TP} , P_{FN} , P_{FP} 和 P_{TN} 。它们分别定义如下:

$$P_{TP} = \frac{TP}{P}; P_{FN} = \frac{FN}{P}; P_{FP} = \frac{FP}{N}; P_{TN} = \frac{TN}{N} \quad (12)$$

长期以来, P_{TP} , P_{FN} , P_{FP} 和 P_{TN} 及其组合形式被作为评估识别算法的指标。但是,以上指标是在固定门限 θ 下求得的,门限不同评估结果差别很大。于是,基于这些评估指标的评估方法逐渐受到人们的质疑。而 ROC 曲线评估方法正是为克服这一缺陷而发展起来的,该曲线揭示了当 θ 变化时 $P_{TP}(\theta)$ 和 $P_{FP}(\theta)$ 之间的关系,使评估结果更加全面和客观可信。

3.2 ROC 曲线的性能评估指标

ROC 曲线是分类器识别算法性能的二维直观描述,为了便于比较不同的识别算法计算 ROC 曲线下面积(Area Under the Curve),简记为 AUC。目前主要存在两种对 AUC 的解释:第一种,反映了识别算法正确区分两类目标的能力;第二种,AUC 等于任意选取的第一类目标决策变量大于任意选取的第二类目标的决策变量的概率。

通过 ROC 曲线下各个小梯形的面积和近似计算 AUC,工作点越多近似程度越好。利用梯形法估计 AUC 的计算式为^[12]:

$$AUC = \sum_{i=1}^{M-1} P_{iTP} (P_{i+1TP}^{i+1} - P_{iFP}^{i+1}) \quad (M \text{ 为门限值}) \quad (13)$$

3.3 应用 ROC 曲线比较分类器的性能

在低信噪比 0dB 下和信噪比 20dB 下,最小二乘支持向量机分类器与神经网络分类器均对 2ASK, 4ASK, 2FSK, 4FSK, 2PSK 和 4PSK 6 种数字调制信号进行识别,用 ROC 曲线比较最小二乘支持向量机分类器与神经网络分类器的性能。具体量化指标就是每个分类模型的 ROC 曲线下面积,从而可以得到 LS-SVM 分类器和 NN 分类器的分类能力的量化值如表 3 和表 4 所列。

从表 3 和表 4 可以看出,LS-SVM 分类器的分类能力的量化值均高于 NN 分类器的分类能力的量化值。因此,在数字信号调制识别中,最小二乘支持向量机分类器的性能优于

传统的神经网络分类器。

表 3 0dB 下两种分类器的 AUC 值对比

分类器	信号					
	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK
L-SVM	0.926	0.851	0.943	0.982	0.922	0.923
NN	0.630	0.845	0.859	0.921	0.832	0.916

表 4 20dB 下两种分类器的 AUC 值对比

分类器	信号					
	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK
L-SVM	0.986	0.955	0.977	0.997	0.980	0.991
NN	0.980	0.940	0.969	0.980	0.974	0.985

结束语 本文根据数字调制信号识别的特点,利用最小二乘支持向量机分类器和神经网络分类器成功实现了数字调制信号的分类识别,并应用 ROC 曲线对这两种分类器进行了性能评估。通过相应的仿真实验,结果表明最小二乘支持向量机分类器比神经网络分类器的平均性能和分类效果好。

参考文献

- [1] Liu Mingqian, Li Bingbing, Tang Weidong. A New Method for MQAM Signals Identification[C]// The 6th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Chengdu: IEEE, 2010; 01-13-165
- [2] Azzouz E E, Nandi A K. Automatic Identification of Digital Modulation types[J]. Signal Process, 1995, 47(1): 55-69
- [3] 赵成林, 罗勇, 石明军. 基于小波的信号调制方式识别研究[J]. 无线电工程, 2010, 40(1): 10-12
- [4] 陆风波, 黄知涛, 易辉荣, 等. 一种基于高阶累积量的数字调相信号识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(9): 1611-1615
- [5] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42
- [6] 傅德胜, 李仕强, 等. 支持向量机的汉语连续读音声调识别方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(5): 228-230
- [7] Yang Bo. The Extension of the Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve to Multi-class Problems[C]// 2009 ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management. Sanya: IEEE, 2009; 463-466
- [8] 吕铁军. 通信信号调制识别研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2000
- [9] Liu Mingxia, Hou Yingkun, Guo Xiaochun, et al. Texture Classification Using Nonsubsampled Contourlet Transform and LS-SVM, Image and Signal Processing[C]// 2nd International Congress on Digital Object Identifier. Chengdu: IEEE, 2009; 1-5
- [10] Kearns M, Ron D. Algorithmic stability and sanity-check bounds for leave-one-out cross-validation[J]. Neural Computation, 1999, 11(6): 1427-1453
- [11] 孙延凤, 梁艳春, 孟庆福. 改进的神经网络最近邻聚类学习算法及应用[J]. 吉林大学学报, 2002, 20(1): 64-65
- [12] Mazurowski M A, Tourassi G D. Evaluating Classifiers: Relation Between Area Under the Receiver Operator Characteristic Curve and Overall Accuracy[C]// Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Atlanta, GA: IEEE, 2009; 2045-2049