

基于 RVM 的多类分类概率输出方法

李睿 王晓丹

(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

摘要 基于相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)可以输出各类别成员概率的特点,对 RVM 二分类模型分别采用多元 sigmoid 方法和 pairwise coupling 方法,将其扩展为一对多分类器和一对一分类器,实现了多类分类及概率输出。基于人工高斯数据集和 UCI 数据集的实验仿真结果表明,所提方法不仅能够准确地求解样本后验概率,而且运行效率也比较高,同时能够保证较高的分类正确率。

关键词 相关向量机,多类分类概率,成对分解

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.050

Multi-class Probability Output Based on Relevance Vector Machine

LI Rui WANG Xiao-dan

(Institute of Air Defense and Anti-Missile, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract Based on the probability of memberships estimated by RVM (Relevance Vector Machine) basic model, posterior probability estimating approaches in one-versus-all strategy by multivariate sigmoid function and one-versus-one strategy by pairwise coupling were presented. Experimental results based on artificial gauss datasets and UCI datasets show the proposed approaches can calculate posterior probability precisely and are more efficient, as well can ensure high classification performance.

Keywords RVM, Multi-class probability, Pairwise coupling

1 引言

相关向量机^[1-3]是 M E Tipping 在 2000 年提出的一种基于贝叶斯框架理论的机器学习方法。RVM 充分考虑了不确定因素的影响,基于贝叶斯理论推导模型参数,在输出样本分类标签的同时,还能够提供样本的后验概率分布。RVM 由于其独特的优势而备受关注,目前已被广泛应用于高光谱图像分类^[4]、网络流量分类^[5]、语音识别^[6]等领域。

RVM 基本模型只能解决二分类问题,一对多(one-versus-all, OVA)和一对一(one-versus-one, OVO)方法是构建多类分类器的常用方法,另外比较常见的还有二叉树方法和有向无环图法。针对一对一分类方法构建分类器较多、运算量大的问题,文献[7]在循环分类时每轮淘汰得票最少的类别,采用多轮逐次淘汰的方法得到样本分类结果,显著减少了比较次数,提高了分类效率。文献[8]通过定义模糊函数将二分类器输出的样本成员隶属度进行重新映射,构造了模糊 RVM,解决了一对一分类器存在的拒分区域问题。文献[9]提出了一种二叉树多分类方法 CDDBT,该方法综合考虑了类别之间的距离和类分布的性质,采用逐层分级的思想依次判断样本所属数据类别,明显提高了识别的性能。文献[10]根

据训练样本的特性,自动选取决策结构,构建了最佳 DAG-RVM 分类器,有效提高了识别正确率和效率。但以上方法构造的 RVM 多类分类器都是硬判决输出,如何利用 RVM 模型可以输出各类别成员概率的特点构造具有概率输出的多类分类器仍然是一个需要解决的问题。Damoulas 等人^[11-12]采用分层贝叶斯模型结构,通过引入多项概率似然函数(Multinomial Probit Likelihood)提出了基于贝叶斯框架的统计学习算法多分类相关向量机 mRVMs,实现了多类分类以及概率输出,其在变压器故障诊断^[13]和局部放电模式识别^[14]领域得到了成功应用。但该方法直接对多分类问题建模,优化参数较多,运算复杂度较高,推广受到限制。

针对多类分类概率输出问题,本文分别采用多元 sigmoid 方法和 Pairwise Coupling 方法构造一对多分类器和一对一分类器,实现了多分类及概率输出。基于 3 类人工高斯数据集和 5 类 UCI 数据集的仿真实验表明了本文所提方法的有效性。

2 相关向量机

对于二分类问题,给定一组训练样本 $X = \{x_n\}_{n=1}^N$, 对应的类别标号为 $t = \{t_n\}_{n=1}^N$, 其中 N 为样本个数。RVM 的分类函数定义为:

到稿日期:2016-02-14 返修日期:2016-05-12 本文受国家自然科学基金项目:基于多特征融合和集成学习研究的多目标识别技术研究(61273275),国家自然科学基金项目:基于 SVM 集成和证据理论的多传感器目标识别技术研究(60975026)资助。

李睿(1992-),男,硕士生,主要研究方向为机器学习、智能信息处理,E-mail:18629505827@163.com;王晓丹(1966-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为机器学习、智能信息处理,E-mail:afeu_wang@163.com(通信作者)。

$$y(x;w) = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 \quad (1)$$

其中, $K(x, x_i)$ 为核函数, w_i 是模型的权值。把 logistic sigmoid 连接函数 $\sigma(y) = 1/(1 + e^{-y})$ 应用于 $y(x)$, 使得 $p(t|x)$ 服从伯努利分布。假设训练样本独立同分布, 那么整个样本集的似然函数为:

$$p(t|w) = \prod_{n=1}^N \sigma\{y(x_n;w)\}^{t_n} [1 - \sigma\{y(x_n;w)\}]^{1-t_n} \quad (2)$$

其中, $t = (t_1, t_2, \dots, t_N)^T$, $w = (w_0, w_1, \dots, w_N)^T$ 。

在贝叶斯框架下, 可以通过最大化似然函数来估计参数向量 w , 但是为了避免过学习问题, RVM 为每个权值定义了高斯先验概率分布来约束参数:

$$p(w|\alpha) = \prod_{i=0}^N N(w_i | 0, \alpha_i^{-1}) \quad (3)$$

其中, $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)$ 是 $N+1$ 维超参数, 并假设 α 服从 Gamma 先验概率分布。

由贝叶斯理论得:

$$p(w|t, \alpha) = \frac{p(t|w)p(w|\alpha)}{p(t|\alpha)} \quad (4)$$

因 $p(w|t, \alpha) \propto p(t|w)p(w|\alpha)$, 故可以将关于 w 的最大后验概率估计等价于最大化:

$$\begin{aligned} \log p(w|t, \alpha) &= \log\{p(t|w)p(w|\alpha)\} \\ &= \sum_{n=1}^N [t_n \log y_n + (1 - t_n) \log(1 - y_n)] - \\ &\quad \frac{1}{2} w^T A w \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)$, $y_n = \sigma\{y(x_n;w)\}$ 。

由于 $p(\alpha|t) \propto p(t|\alpha)p(\alpha)$, 因此对 $p(\alpha|t)$ 的求解可以转化为超参数的后验分布 $p(\alpha|t)$ 关于 α 的最大化问题。仅需对 $p(t|\alpha)$ 最大化:

$$\begin{aligned} \log(p(t|\alpha)) &= \log\left(\int p(t|w)p(w|\alpha)dw\right) \\ &= -\frac{1}{2} [N \log(2\pi) + \log|C| + (t^T C^{-1} t)] \end{aligned} \quad (6)$$

利用拉普拉斯方法求解式(5)和式(6), 通过不断地迭代, 优化参数 w 和超参数 α , 最终大部分 w_i 将趋于 0, 少量的 w_i 将趋向于稳定的有限值, 对应的 x_i 即为相关向量 (relevant vectors), 从而实现了模型的稀疏化。

RVM 分类决策准则为: 若 $\sigma(y_i) = 1/(1 + e^{-y_i}) < 0.5$, 则 $t_i = 0$; 反之, $t_i = 1$ 。这样 RVM 二分类模型就可以获取样本的类别信息以及后验概率信息, 这种概率信息表征了分类结果的不确定性。

3 基于 RVM 的多类分类概率输出方法

本文分别采用多元 sigmoid 方法和 Pairwise Coupling 方法构造一对多和一对一分类器, 并实现概率输出。

3.1 一对多多类分类概率输出模型

在一对多方法中, 一个 k 分类问题需要综合 k 个二元 RVM 分类器的输出结果得到多类分类的概率输出。将二元 sigmoid 函数扩展为多元后可用于多类分类^[15], 样本属于第 i 类的概率为:

$$p_i = \frac{\exp(y_i)}{\sum_{j=1}^k \exp(y_j)} \quad (7)$$

其中, y_i 为第 i 个 RVM 二分类器的输出。最终决策规则为:

$$\text{Class}(x) = \arg \max_{i=1,2,\dots,k} p_i \quad (8)$$

即取后验概率最大的类别作为样本 x 所属的类。

将此模型构造的 RVM 多类分类器称为 PRVM(OVA)。

3.2 一对一多类分类概率输出模型

在一对一方法中, 一个 k 分类问题需要综合 $k(k-1)/2$ 个二元 RVM 分类器的输出结果得到多类分类的概率输出。本文采用“成对分解”(Pairwise Coupling)^[16-17] 方法解决多类分类的后验概率拟和问题。设 r_{ij} 为在第 i 类和第 j 类之间构造的 RVM 二分类器识别样本 x 时其属于某一类的概率, p_i 为一对一方法最终估计的属于每一类的概率, 即 $r_{ij} = P(t=i | t=i \text{ 或 } t=j, x)$, 且有 $r_{ij} + r_{ji} = 1$, $r_{ij} \approx p_i / (p_i + p_j)$, 那么 $r_{ij} / r_{ji} \approx p_i / p_j$ 。对其变换求和得:

$$\sum_{j \neq i} r_{ji} p_i \approx \sum_{j \neq i} r_{ij} p_j \quad (9)$$

那么可通过解决以下优化问题来估计 p_i :

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^k \sum_{j \neq i} (r_{ij} p_j - r_{ji} p_i)^2 \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^k p_i = 1, p_i \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

记 $p = [p_1, p_2, \dots, p_k]^T$, 则模型可转化为:

$$\begin{cases} \min_p 2p^T Q p = \min_p \frac{1}{2} p^T Q p \\ Q_{ij} = \begin{cases} \sum_{s \neq i} r_{si}^2, & i=j \\ -r_{ji} r_{ij}, & i \neq j \end{cases} \end{cases} \quad (11)$$

这是一个凸二次规划问题, 当满足式(12)时, 取得最优解。

$$\begin{bmatrix} Q & e \\ e^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, $e = [1, \dots, 1]^T$ 。

令 $t = 1, \dots, k; 1, \dots$, 重复迭代, 得到最优解的求解过程如下:

1) 利用式(13)更新 p_t 。

$$p_t \leftarrow \frac{1}{Q_{tt}} \left(-\sum_{j \neq t} Q_{tj} p_j + p^T Q p \right) \quad (13)$$

2) 对 p 进行归一化处理。

3) 验证 p 是否满足式(12), 若满足则停止迭代, 得到多类分类的概率 p 。

最终决策规则为:

$$\text{Class}(x) = \arg \max_{i=1,2,\dots,k} p_i \quad (14)$$

即取后验概率最大的类别为样本 x 所属的类。

将此模型构造的 RVM 多类分类器称为 PRVM(OVO)。

4 实验与分析

文献[11-12]提出了 mRVM1 和 mRVM2, 这两个分类器采用分层贝叶斯模型结构, 通过引入多项概率似然函数实现了相关向量机多类分类及概率输出。另外, 采用 Platt^[18] 提出的 Sigmoid 函数将 SVM 分类器的输出值转换为二分类的后验概率输出, 并用本文提出的一对多多类分类概率输出模型和一对一多类分类概率输出模型分别构造概率型多类分类器 PSVM(OVA) 和 PSVM(OVO)。实验中将 PRVM(OVA),

PRVM(OVO)与mRVM1,mRVM2以及PSVM(OVA),PSVM(OVO)进行概率估计和分类器性能比较,以验证本文所提方法的有效性。

实验中RVM与SVM均选用常用的径向基核函数,SVM参数设置为 $C=10,\gamma=2$,RVM核参数设置为 $\gamma=2$ 。算法基于LIBSVM^[17]和二分类RVM工具箱^[19]以及mRVMs^[20]工具箱实现,实验基于Matlab7.14(R2012a)在普通PC机上进行,PC机配置为8GB内存,3.6GHz CPU。

(1)实验1:概率估计准确性比较

使用分布已知的3类二维正态分布人工数据集验证本文所提的多类分类模型后验概率估计的准确性和有效性。各类别的参数分布如表1所列。

表1 3类二维正态分布数据集的参数分布表

类别	先验概率	均值向量	协方差矩阵
C_1	$P(C_1)=\frac{1}{3}$	$\mu_1=[0,0]^T$	$\Sigma_1=\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
C_2	$P(C_2)=\frac{1}{3}$	$\mu_2=[3,3]^T$	$\Sigma_2=\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
C_3	$P(C_3)=\frac{1}{3}$	$\mu_3=[4,4]^T$	$\Sigma_3=\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

根据表1中的参数分布随机产生参与训练的每类数据样本200个,训练数据共600个;参与测试的每类数据样本200

个,测试数据共600个。训练数据分布如图1所示。

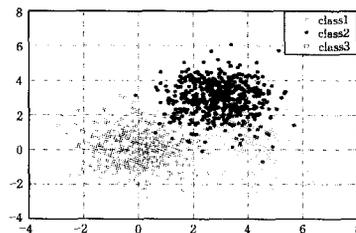


图1 训练数据分布图

分别用PRVM(OVA),PSVM(OVA),mRVM1,mRVM2,PRVM(OVO)以及PSVM(OVO)方法对人工数据集进行分类实验,并统计各个分类器估计的测试样本属于每个类别的概率。为了便于比较估计概率与真实概率之间的差异,需要计算样本属于某类别的真实概率。已知类先验概率 $P(C_i)(i=1,2,\dots,k)$ 和类条件概率密度 $p(x|C_i)(i=1,2,\dots,k)$,当给定测试样本 x 时,利用贝叶斯公式可计算其理论上属于 C_i 类的概率为:

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i)P(C_i)}{\sum_{j=1}^k p(x|C_j)P(C_j)} \quad (15)$$

图2—图4分别给出了用不同方法估计的测试样本属于每一类的概率与真实概率的对角线图。

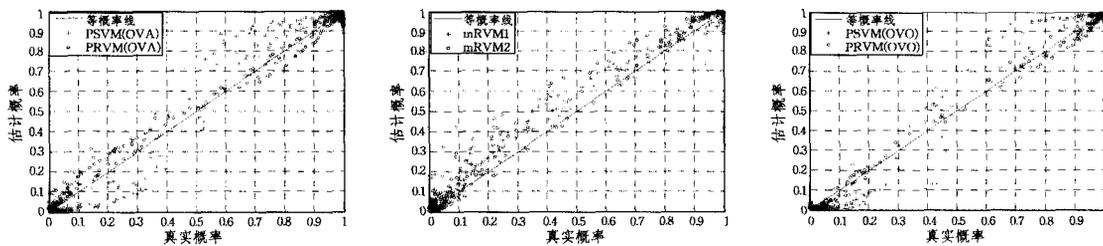


图2 不同方法估计的测试样本属于 C_1 类概率与真实概率的对角线图

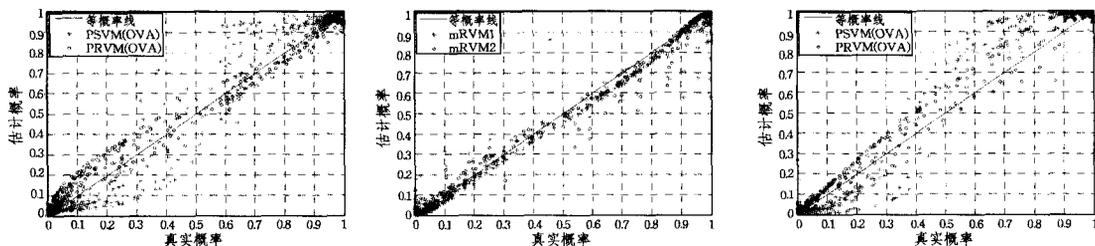


图3 不同方法估计的测试样本属于 C_2 类概率与真实概率的对角线图

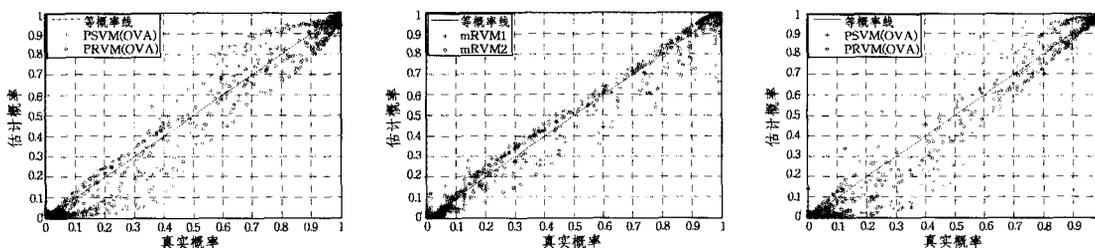


图4 不同方法估计的测试样本属于 C_3 类概率与真实概率的对角线图

图中横坐标为真实概率,纵坐标为估计概率。从中可以看出样本后验概率分布越接近对角线,表示估计概率与真实概率之间的差别越小,概率估计越准确。PRVM(OVA)和PRVM(OVO)估计的概率远比PSVM(OVA)和PSVM

(OVO)估计的概率更接近真实值,mRVM1和mRVM2估计的概率也比较准确。准确的样本后验概率信息可以为分类决策提供更精确、更具有参考价值的信息,为分类的不确定性分析提供重要依据。

(2)实验 2:分类器的性能比较

为了对本文所提方法的分类器性能进行定量分析,采用表 2 列出的 5 个 UCI 数据集进行多分类实验。

表 2 5 个 UCI 数据集的数据描述信息

数据集	类别数	特征维数	样本数
iris	3	4	150
yeast	8	10	1484
balance	3	4	625
ecoli	8	7	336
vowel	11	13	990

为了验证 PRVM(OVA)和 PRVM(OVO)的运行效率,将 balance, vowel, yeast 数据集分别分为同等大小的训练集和测试集。表 3 列出了在 3 种 UCI 数据集下分别采用不同分类器分类的训练时间、分类时间、稀疏性的仿真结果。

表 3 不同方法分类性能的对比

数据集	训练样本	分类器	训练时间 /s	测试时间 /s	相关向量或支持向量
balance	313	PSVM_OAA	0.037	0.001	168
		PSVM_OAO	0.015	0.002	171
		mRVM1	14.525	0.005	11
		mRVM2	14.319	0.005	18
		PRVM_OAA	0.551	0.001	20
		PRVM_OAO	0.478	0.016	22
vowel	495	PSVM_OAA	0.336	0.016	460
		PSVM_OAO	0.113	0.037	420
		mRVM1	80.290	0.104	121
		mRVM2	88.367	0.108	146
		PRVM_OAA	13.485	0.087	187
		PRVM_OAO	7.357	0.169	164
yeast	742	PSVM_OAA	0.244	0.031	629
		PSVM_OAO	0.094	0.037	604
		mRVM1	128.836	0.137	44
		mRVM2	126.061	0.139	77
		PRVM_OAA	1.524	0.026	32
		PRVM_OAO	1.263	0.201	53

表 4 不同方法在 5 个 UCI 数据集上分类结果比较(分类正确率±置信区间)/%

数据集	PSVM(OVA)	PSVM(OVO)	mRVM1	mRVM2	PRVM(OVA)	PRVM(OVO)
iris	95.33±3.70	95.33±3.54	93.33±2.93	95.33±2.27	94.00±3.46	95.33±3.63
yeast	59.30±3.61	60.31±2.83	59.43±3.35	58.69±2.85	55.93±2.33	60.51±4.31
balance	87.52±3.89	88.96±2.27	90.68±0.54	91.68±1.80	87.84±0.44	90.24±1.63
ecoli	86.62±4.67	86.91±3.48	84.83±4.74	86.32±3.45	82.14±3.47	83.35±3.94
vowel	96.87±2.23	97.88±1.95	94.44±2.87	94.44±2.72	94.65±1.44	94.14±2.53

从整体实验效果来看,采用 PSVM(OVA)方法和 PSVM(OVO)方法进行概率建模时存在模型不准确的问题, mRVM1 和 mRVM2 存在求解难度大以及推广能力弱的缺点;而本文所提的 PRVM(OVA)方法和 PRVM(OVO)不仅能够准确地求解样本后验概率,而且训练时间也比较短,同时能够保证较高的分类正确率。实验效果验证了本文所提方法的有效性。

结束语 多类分类概率输出建模是模式识别领域的难点。本文基于 RVM 二分类器可以输出样本后验概率的特点,采用多元 sigmoid 方法和 Pairwise Coupling 方法,将 RVM 二分类模型扩展为一对多概率型分类器 PRVM(OVA)和一对一概率型分类器 PRVM(OVO),较好地解决了多分类概率输出问题。实验仿真结果验证了本文所提方法概率估计准确、分类性能良好的优点。

分析表 3 中的数据可以得出以下结论:

1)在训练时间方面,PSVM(OVA)和 PSVM(OVO)最少, mRVM1 和 mRVM2 最多, PRVM(OVA)和 PRVM(OVO)的训练时间介于其余 4 种方法之间。由于 PSVM(OVA)和 PSVM(OVO)方法基于高度优化的 LIBSVM 工具箱实现,因此其运行效率很高; mRVM1 和 mRVM2 方法采用多类 probit 模型直接建模,模型复杂,优化参数较多,导致当样本数据类别、数据维数以及样本个数增加时其训练时间快速增长,在解决大规模多分类概率输出问题时求解难度大,推广能力弱。

2)在分类时间方面,PSVM(OVA)方法少于 PSVM(OVO)方法, PRVM(OVA)方法少于 PRVM(OVO)方法,主要是由于采用一对多方法进行分类时用到的二分类器远少于一对一方法的。 mRVM1 和 mRVM2 的分类时间相近。本文所提方法与其他方法的分类时间都很短,能够满足实际分类的需求。

3) mRVM1, mRVM2, PRVM(OVA)和 PRVM(OVO)训练得到的相关向量较少,具有较强的稀疏性,而 PSVM(OVA)和 PSVM(OVO)训练得到的支持向量较多,稀疏性不足。

分类器的分类准确率是衡量分类器性能的重要指标。为进一步验证本文所提方法的分类性能,在 5 个 UCI 数据集上进行 10 折交叉验证分类识别,并利用双边 *t* 检验法来计算置信水平为 0.95 的分类错误率置信区间。表 4 列出了在 UCI 数据集上分别采用不同方法的识别正确率及置信区间。

从表 4 中可以看出各种分类器的分类性能各有差异, PSVM(OVA)方法略低于 PSVM(OVO), mRVM1 方法略低于 mRVM2, PRVM(OVA)方法略低于 PRVM(OVO)。 PSVM(OVO), mRVM2 与 PRVM(OVO)这 3 种分类器的分类性能差别并不大,分类精度基本相当。

参 考 文 献

- [1] TIPPING M E. The Relevance Vector Machine[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1999, 12(3): 652-658.
- [2] TIPPING M E. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.
- [3] BISHOP C M, TIPPING M E. Variational Relevance Vector Machines[J]. Eprint Arxiv, 2002, 28(3): 46-53.
- [4] MIANJI F A, ZHANG Y. Robust Hyperspectral Classification Using Relevance Vector Machine[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2011, 49(6): 2100-2112.
- [5] MENG Q F, CHEN Y H, ZHANG Q, et al. Local Prediction of Network Traffic Measurements Data Based on Relevance Vector Machine[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2013, 7952(1): 614-621.

- [6] YANG C F, ZHANG Y. Study to speaker recognition using RVM[J]. *Journal of Electronic Science and Technology*, 2010, 39(2):311-315. (in Chinese)
杨成福, 章毅. 相关向量机及在说话人识别应用中的研究[J]. *电子科技大学学报*, 2010, 39(2):311-315.
- [7] LIU C Y, BI X J, WEI Q. Research and improvement of multi-class pattern classifier based on vector machine learning algorithm[J]. *Electric Machines and Control*, 2013, 17(1):114-118. (in Chinese)
柳长源, 毕晓君, 韦琦. 基于向量机学习算法的多模式分类器的研究及改进[J]. *电机与控制学报*, 2013, 17(1):114-118.
- [8] XIE H B, HUANG H, WU J, et al. A comparative study of surface EMG classification by fuzzy relevance vector machine and fuzzy support vector machine. [J]. *Physiological Measurement*, 2015, 36(2):191-206.
- [9] WU H, LIU G, PU Z. Multi-Class Image Recognition Based on Relevance Vector Machine[C]// *International Workshop on Intelligent Systems and Applications*. 2009:1-4.
- [10] YI H, MEI L, LI L J, et al. Vibration Fault Diagnosis for Hydroelectric Generating Units Using the Multi-class Relevance Vector Machine[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(17):2843-2850. (in Chinese)
易辉, 梅磊, 李丽娟, 等. 基于多分类相关向量机的水电机组振动故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(17):2843-2850.
- [11] DAMOULAS T, YING Y, GIROLAMI M A, et al. Inferring Sparse Kernel Combinations and Relevance Vectors: An Application to Subcellular Localization of Proteins[C]// *Seventh International Conference on Machine Learning & Applications*. IEEE Computer Society, 2008:577-582.
- [12] PSORAKIS I, DAMOULAS T, GIROLAMI M A. Multiclass relevance vector machines: sparsity and accuracy [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, 21(10):1588-1598.
- [13] YIN J L, ZHU Y L, YU G Q. New transformer fault diagnosis method based on multi-class relevance vector machine[J]. *Power System Protection and Control*, 2013, 41(5):77-82. (in Chinese)
尹金良, 朱永利, 俞国勤. 基于多分类相关向量机的变压器故障诊断新方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2013, 41(5):77-82
- [14] SHANG H K, YUAN J S, WANG Y, et al. Partial Discharge Pattern Recognition in Power Transformer Based on Multi-Kernel Multi-Class Relevance Vector Machine[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2014, 29(11):221-228. (in Chinese)
尚海昆, 苑津莎, 王瑜, 等. 多核多分类相关向量机在变压器局部放电电模式识别中的应用[J]. *电工技术学报*, 2014, 29(11):221-228.
- [15] FOODY G M. RVM-based multi-class classification of remotely sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(6):1817-1823.
- [16] WU T F, LIN C J, WENG R C. Probability Estimates for Multi-class Classification by Pairwise Coupling[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2004, 5(4):975-1005.
- [17] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. *Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology*, 2011, 2(3):389-396.
- [18] PLATT J C. Probabilistic Outputs for Support Vector Machines and Comparisons to Regularized Likelihood Methods[J]. *Advances in Large Margin Classifiers*, 1999, 10:61-74.
- [19] TIPPING M E. Sparse Bayesian models (and the RVM) [EB/OL]. [2006-10-12]. <http://www.relevancevector.com>.
- [20] <https://github.com/ipsorakis/mRVMS>.
- (上接第 230 页)
- puter Applications and Software, 2015, 32(6):30-33. (in Chinese)
袁玉倩, 杨洁, 薛桂香, 等. 基于服务关系图的 Web 服务组合算法[J]. *计算机应用与软件*, 2015, 32(6):30-33.
- [6] CHAKHAR S, ISHIZAKA A, LABIB A W. QoS-aware parameterized semantic matchmaking framework for Web service composition[C]// *International Conference on Web Information Systems and Technologies*. 2014:50-61.
- [7] HU H, LIU D Y, WANG S S. Web Ontology Language OWL [J]. *Computer Engineering*, 2004, 30(12):1-2. (in Chinese)
胡鹤, 刘大有, 王生生. Web 本体语言 OWL[J]. *计算机工程*, 2004, 30(12):1-2.
- [8] LUAN H, ZHANG S D, SUI Q. A planning Algorithm Based on Service Function Communities [C]// *National Conference of Theoretical Computer Science in 2005*. 2005. (in Chinese)
栾衡, 张世栋, 隋琪. 一种基于服务功能社区的规划算法[C]// 2005 年全国理论计算机科学学术年会. 2005.
- [9] ZHAO S H, WU G X, ZHANG S F, et al. Review on SOA of Quality of Service Research[J]. *Computer Science*, 2009, 36(4):16-20. (in Chinese)
赵生慧, 吴国新, 张三峰, 等. SOA 的 QoS 研究综述[J]. *计算机科学*, 2009, 36(4):16-20.
- [10] SACHAN D, DIXIT S K, KUMAR S, et al. A Formalized Model for Semantic Web Service Selection Based on QoS Parameters [J]. *International Journal of Web & Semantic Technology*, 2014, 4(7B):265-283.
- [11] SACHAN D, DIXIT S K, KUMAR S. QoS Aware Formalized Model for Semantic Web Service Selection [J]. *International Journal of Web & Semantic Technology*, 2014, 5(4):83-100.
- [12] GRUBER T R. A translation approach to portable ontology specifications[J]. *Knowledge Acquisition*, 1993, 5(2):199-220.
- [13] XU W P, XIONG J M, LIU Y H, et al. Web Services Automatic Composition Based on Mapping of Rules [J]. *Computer and Modernization*, 2010(4):73-76. (in Chinese)
徐完平, 熊健民, 刘么和, 等. 基于规则映射的 Web 服务自动组合[J]. *计算机与现代化*, 2010(4):73-76.
- [14] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The Ant System: An autocatalytic optimization process: Technical Report 91-016 [R]. Dept. of Electronics, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [15] RAMACHER R, MONCH L. Service Selection with Runtime Aspects: A Hierarchical Approach[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2015, 8:481-493.
- [16] ZHANG L C, YANG Y H, ZHAO X H. SaaS Decision-Making Method Based on Cloud Model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015(5):987-992. (in Chinese)
张龙昌, 杨艳红, 赵绪辉. 基于云模型的 SaaS 决策方法[J]. *电子学报*, 2015(5):987-992.