

文章编号: 2095-4980(2017)06-1039-06

## 基于复合核支持向量回归机的多类分类算法

陈 垚<sup>a</sup>, 宋召青<sup>b</sup>

(海军航空工程学院 a.控制科学与工程系; b.七系, 山东 烟台 264001)

**摘 要:** 针对传统支持向量机(SVM)在解决多类分类问题时需要训练多个分类器、存在不可分区域等问题, 研究了基于支持向量回归机的多类分类算法。利用回归思想求解多类分类问题, 将分类样本作为回归输入, 样本的类别标识作为回归输出, 通过支持向量回归机训练拟合出各样本与其类别标识之间的函数关系。将待分类样本代入回归函数, 对其输出取整后即可得到样本类别。该算法仅使用 1 个分类器, 明显简化了分类过程。另外, 引入复合核函数来提高支持向量回归机的性能。采用加州大学欧文分校(UCI)例题库中的多类分类问题进行仿真验证, 并将改进算法与传统算法作对比, 结果表明改进算法在分类速度和准确率上都有显著提高。

**关键词:** 支持向量机; 多类分类; 支持向量回归机; 复合核函数

**中图分类号:** TN850.6; TP181 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA201706.1039

## Multi-class classification method based on support vector regression machine with composite kernel function

CHEN Yao<sup>a</sup>, SONG Zhaoqing<sup>b</sup>

(a.Department of Control Science and Engineering;

b.The 7th Department, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong 264001, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that there is inseparable region and more than one traditional Support Vector Machine(SVM) classifiers need to be trained in the multi-class classification problem, the support vector regression machine based multi-class classification method is researched. This method utilizes regression theory to solve multi-class classification problems, in which the classification samples are served as regression input, and their class labels are served as regression output, then the relationship between samples and their class labels are fitted by support vector regression machine method. The samples are classified into the regression function, and the class labels are obtained by adding a rounding operation to the regression output. This method uses only one classifier, which significantly simplifies the classification process. In addition, the composite kernel function is introduced to improve the performance of the support vector regression machine. The datasets of multi-class classification problems selected from University of California Irvine(UCI) database are used for simulation. Compared with traditional multi-class support vector machine, both classification speed and accuracy of the proposed method have been significantly improved.

**Keywords:** Support Vector Machine; multi-class classification; support vector regression machine; composite kernel function

支持向量机(SVM)是近年来诞生的一种机器学习算法, 由 Vapnik 等<sup>[1]</sup>提出。该算法以统计学习理论为基础, 主要在小样本、高维数和非线性等实际中经常遇到的问题上有很好的表现, 相比神经网络等其他机器学习方法, 避免了局部最优解、过学习及“维数灾难”等问题, 受到了广泛的关注, 产生了许多研究成果。SVM 设计用来解决两类分类问题, 但实际中面对的一般为多类分类问题(如人脸识别、语音识别、故障诊断等), 需要将 SVM 算法进行推广。目前的多类分类 SVM 算法主要有两大类, 第一类是将多类分类拆分为一系列的两类分

收稿日期: 2016-05-16; 修回日期: 2016-06-28

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(61433011)

类问题, 训练若干 SVM 分类器解决这些两类问题, 再以一定的规则判断分类结果。这类常见的基本方法有: “一对多法<sup>[2]</sup>”、“一对一法<sup>[3]</sup>”、“有向无环图法<sup>[4]</sup>”等, 在这些方法的基础上又有许多改进算法<sup>[5-8]</sup>。这类方法归根结底是一系列二类分类 SVM 的求解, 不同方法的区别在于拆分的方式和判断结果的规则, 是目前主流的多类分类 SVM 算法; 另一类方法的基本思想是将多类分类问题作为一个整体求解, 只需要求解一个优化函数就可以构造出解决多类分类问题的分类器。其优点是需要的分类器数量少, 同时构造过程中利用到了所有样本的信息。缺点是没有较统一的构造方法, 而且一般优化函数比较复杂, 参数较多, 导致训练过程比较慢。相比之下, 研究直接求解法的学者较少, 取得的成果也不多, 所以仍有很大的研究空间。本文将支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)思想运用到分类问题中, 研究了一种基于支持向量回归机的直接求解多类分类算法(Multi-Class SVR, MCSVR)。其主要方法是将分类样本的类标作为回归样本的输出, 通过训练一个 SVR 就可以得到每个样本与其类标直接的对应关系(即分类器), 利用分类器可以对未知样本的类别进行判断。可以看到这种方法中需要解决的是一个简单的回归问题, 不涉及繁琐的拆分和判断过程, 同时也避免了现有直接求解方法中优化参数过多, 计算过于复杂等问题。同时采用 2 种核函数的组合代替单一核函数, 提高 SVR 算法的性能。最后通过一些仿真算例对所提出算法进行验证。

## 1 支持向量机

支持向量机是基于 VC 维和结构风险最小化原则的机器学习算法, 考虑如下分类样本集:

$$S_1 = \{s_i | s_i = (x_i, y_i)\}, \quad x_i \in R^m, y_i \in \{1, -1\} \quad (1)$$

式中:  $x_i$  为输入样本;  $y_i$  是  $x_i$  对应的类别标识;  $l$  为样本集大小,  $i=1, 2, \dots, l$ 。

对于线性可分问题, SVM 的目标是通过求解如下的一个二次规划问题来寻找两类样本的最优分类超平面。

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad \text{s.t. } y_i(\omega x_i + b) - 1 \geq 0, \quad i=1, 2, \dots, l \quad (2)$$

式中:  $\omega$  是超平的法向量;  $C$  是惩罚因子;  $\xi_i$  是松弛变量。通过 Lagrange 乘子法求解二次规划问题, 可以得到最优分类超平面式(3):

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^l y_i a_i^* (x, x_i) + b^* \right] \quad (3)$$

式中:  $a^* = (a_1^*, a_2^*, a_3^*, \dots, a_l^*)$  是 Lagrange 乘子;  $b^*$  是阈值, 所对应的乘子不为 0 的样本称为支持向量(SV)。对于线性不可分问题, 引入核函数  $K(x_i, x_j)$  将内积运算映射到高维空间, 最优分类超平面的表达式变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^l y_i a_i^* K(x, x_i) + b^* \right] \quad (4)$$

## 2 复合核支持向量回归机

### 2.1 支持向量回归机

通过引入损失函数, SVM 可以用于求解回归问题。考虑如下回归样本集:

$$S_2 = \{s_i | s_i = (x_i, y_i)\}, \quad x_i \in R^m, y_i \in R \quad (5)$$

回归问题需要求解的目标函数为:

$$y(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (6)$$

式中:  $\varphi(x)$  为非线性映射函数, 将  $x$  映射到了高维空间;  $\omega$  和  $b$  是未知参数。

根据结构风险最小化原理, 回归问题的优化目标如式(7)所示:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + CF_l \quad (7)$$

式中  $F_l$  为损失函数, 常用的是  $\varepsilon$ -不敏感损失函数, 因为它具有稀疏性, 训练得到的支持向量较少, 运算速度较快。其定义如下:

$$|y - f(x)|_\varepsilon = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

式中  $\varepsilon > 0$  为反映精确度的预设参数, 当回归误差小于  $\varepsilon$  时将被忽略不计。

理想的回归函数使得所有样本的回归误差都小于  $\varepsilon$ ，但实际中为了避免少量误差过大或是噪声点的存在导致回归函数过于复杂而降低泛化能力，引入松弛变量  $\xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0$  进行调节。于是优化问题变为：

$$\min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*), \text{ s.t. } \begin{cases} y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \xi_i \\ f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (9)$$

采用 Lagrange 乘子法求解，最终得到的回归函数为：

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{x}_i \in SV} \hat{a}_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (10)$$

## 2.2 复合核函数

核函数的选取对支持向量机算法的性能有着很重要的影响，而不同的核函数具有不同的特性。一些核函数中仅仅目标样本附近的样本对核函数值影响较大，距离远的样本影响较小，这样的核函数具有局部性，有着较强的学习能力，但泛化能力受影响。典型的如高斯径向基 (Radial Basis Function, RBF) 核函数： $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 / 2\sigma^2)$ ；另一些核函数中所有的样本都会对目标样本的核函数值产生影响，这样的函数具有全局性，有着更好的泛化能力，但相比之下学习能力不足。典型的为多项式核函数： $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = [b(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + 1]^d$ 。据此，可以将不同特性的核函数结合，取长补短，构造性能更优的复合核函数。本文中选取 RBF 核与多项式核组成复合核函数。

一个函数可以作为核函数需要满足 Mercer 条件<sup>[1]</sup>。即：一个对称函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ，当且仅当对任意满足  $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) \neq 0$  且  $\int \boldsymbol{\varphi}^2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} < \infty$  的映射  $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ ，都有  $\iint K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_j) d\mathbf{x}_i d\mathbf{x}_j > 0$  时，可以作为核函数进行内积运算。

而对于已经满足 Mercer 条件的 RBF 核与多项式核，由积分的性质容易证明<sup>[9]</sup>不同核函数的非负的线性组合也满足 Mercer 条件。因此可以将 2 种核函数相结合定义复合核函数  $K_c(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mu K_1(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + (1 - \mu) K_2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ，其中  $K_1(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  和  $K_2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  分别选择 RBF 核和多项式核， $\mu \in [0, 1]$  为调节因子，用以调节 2 个核函数的权重。新定义的核函数虽然增加了需要调整的参数，但其学习和泛化能力都得到了增强。

## 3 多类分类支持向量回归机

考虑一个  $N$  类分类样本集：

$$\mathcal{S}_3 = \{\mathbf{s}_i | \mathbf{s}_i = (\mathbf{x}_i, y_i), \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^m, y_i \in \{1, 2, \dots, N\}\} \quad (11)$$

式中： $\mathbf{x}_i$  是  $m$  维的样本点； $y_i$  是  $\mathbf{x}_i$  对应的类别； $N$  是类别数； $i = 1, 2, \dots, l$ 。从前面对支持向量分类机和回归机的简介中可以看出，2 种方法在计算过程中有很多相似之处，归结到最后都是二次规划问题的求解。因此可以将多类分类问题作为一个回归问题，把分类样本的类别标识  $y_i$  看作回归样本中的输出， $\mathbf{x}_i$  仍然作为输入，这样以  $\mathcal{S}_3$  中的样本作为训练样本来训练 SVR，得到回归函数式(10)。回归函数拟合出了各样本与其类别标识之间的对应关系，即可作为多类分类问题中的分类器。

对未知样本进行分类时，将其代入回归函数计算，得到的函数输出与其类别相对应。注意到回归函数的输出是实数，而样本的类别是正整数，所以需要对其回归结果进行取整，取整后的函数值即为未知样本的类别。添加取整运算后回归函数变为：

$$f(\mathbf{x}) = \text{round} \left[ \sum_{\mathbf{x}_i \in SV} \hat{a}_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \right] \quad (12)$$

式中  $\text{round}(x)$  是取整函数，其定义为：

$$\text{round}(x) = \begin{cases} t, & t - 0.5 \leq x < t + 0.5 \\ t - 1, & t - 1.5 \leq x < t - 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

式中： $t$  为正整数且  $t \geq 2$ ，即四舍五入运算。

利用式(12)的回归函数，可以只采用一个分类器来解决多类样本的分类问题，省去了传统算法中将多类分类拆分成两类来求解的步骤，大大简化了运算过程，也避免了传统算法中一个样本的多次运算所造成的误差累计。另外，取整运算的引入使得算法的鲁棒性得到提高，使得分类结果受误差的影响减小。

对传统算法和所提出算法的计算量进行估算：支持向量机中主要的二次规划计算量为  $O(n^3)$ ， $n$  代表参与计算的样本数。对于“一对多法”，需要训练  $K - 1$  个 SVM 分类器，其中  $K > 2$  代表样本类别数，每个 SVM 中都需

要所有样本参与训练，故训练过程计算量为  $(K-1)O(n^3)$ 。测试样本时需要用到每个分类器，计算量为  $(K-1)O(n)$ ，两个过程总计算量为  $(K-1)[O(n^3)+O(n)]$ ；对于“一对一法”，需要训练  $K(K-1)/2$  个分类器，每个分类器参与训练的样本数约为  $2n/K$  个（假设各类样本数基本相同），故训练过程计算量为  $\frac{K(K-1)}{2}O\left[\left(\frac{2n}{K}\right)^3\right] \approx \frac{4}{K}O(n^3)$ 。测试样本时同样需要每个分类器参与，计算量为  $\frac{K(K-1)}{2}O\left(\frac{n}{K}\right) = \frac{K-1}{2}O(n)$ ，总计算量约为  $\frac{4}{K}O(n^3) + \frac{K-1}{2}O(n)$ ；对于本文研究的基于 SVR 的多类分类算法，训练和测试均只需要一个分类器，故总计算量为  $O(n^3)+O(n)$ 。从计算量的估算中可以看出“一对多法”计算量较大，受类别数  $K$  影响；“一对一法”计算量稍小，但也会受  $K$  影响，需要训练的分类器较多，易产生误差积累；SVR 方法计算量较小的同时不受  $K$  影响，并且还避免了样本不可分和误差累计等问题。

### 4 算法仿真

为检验复合核函数及 MCSVR 算法是否有效，进行两部分仿真：1) 将复合核函数 SVR 与采用单一 RBF 核函数、单一多项式核函数的 SVR 算法进行对比，验证复合核函数的优越性；2) 将本文提出的复合核 MCSVR 与目前主流的几种多类分类支持向量算法对比，验证其有效性。

#### 4.1 复合核函数仿真

UCI 标准例题库是国内外学者研究多类分类问题时常用的分类和回归数据库，其数据集具有很好的代表性。从中选取若干回归问题，用于不同核函数性能的仿真实验。所选回归数据集的基本信息如表 1 所示。

表 1 回归仿真数据集

Table1 Simulation datasets of regression problem

data sets	Housing	Servo	Concrete	Yacht	Automobile	Solar Flare	Airfoil Self-Noise	Air Quality
sample size	506	167	1 030	308	205	1 389	1 503	9 358
features dimension	13	4	8	6	26	10	6	15

为验证复合核函数的性能，将其与 RBF 核函数和多项式核函数一起进行对比仿真。把各数据集前 80% 的样本用于训练，剩下的样本用于测试回归函数。回归算法采用 SVR 法，核函数分别选择上述 3 种核函数。为保证结果的科学性，采用了 5 折交叉验证法。

仿真结果及参数如表 2 所示，其中，均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)其值越小，算法结果越好。从仿真结果可以看出，在选取了相同参数的情况下，复合核函数 SVR 算法无论回归误差均值还是均方差值都小于其他两种核函数，运算时间上相差无几甚至耗时更短。这一结果证实了复合核函数的优越性。

表 2 回归仿真参数及结果

Table2 Simulation parameters and results of regression problem

	Housing	Servo	Concrete	Yacht	Automobile	Solar Flare	Airfoil Self-Noise	Air Quality	
RBF kernel function	$\sigma$	10	10	15	10	15	15	10	
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	
	RMSE	4.263	0.323 4	5.314	6.250	6.482	8.227	4.215	13.540
	operation time/s	0.661	0.086	1.980	0.175	0.125	2.230	3.180	25.800
polynomial kernel function	$b$	0.01	0.05	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	
	$d$	2	2	2	2	2	2	2	
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	
	RMSE	4.427 0	0.964 5	7.920 0	8.376 0	7.953 0	10.750 0	5.862 0	18.960 0
operation time/s	0.664	0.095	2.430	0.221	0.168	2.660	3.740	27.600	
composite kernel function	$\sigma$	10	10	15	10	10	15	10	
	$b$	0.01	0.05	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	
	$d$	2	2	2	2	2	2	2	
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	
	$\mu$	0.6	0.4	0.6	0.4	0.4	0.4	0.6	
	RMSE	3.869 0	0.272 2	4.974 0	5.885 0	4.917 0	6.518 0	3.297 0	10.240 0
operation time/s	0.573	0.056	2.010	0.180	0.126	2.570	3.240	23.400	

#### 4.2 多类分类算法仿真

将本文提出的复合核 MCSVR 算法与目前的一些多类分类 SVM 算法<sup>[5-6]</sup>进行对比仿真，算法包括：一对一算法(One-Against-One, OAO)、改进排序的自适应有向无环图(Modified Reordering Adaptive Directed Acyclic Graph, MRADAG)、多生支持向量机(Multiple Birth Support Vector Machine, MBSVM)、一对多孪生支持向量机(One-Against-All Twin SVM, OAATSVM)、一对一孪生支持向量机(One-Against-One Twin SVM, OAOTSVM)和

有向无环孪生支持向量机(Directed Acyclic Graph Twin SVM, DAGTSVM)。仿真数据同样从 UCI 标准例题库中选取。训练所选数据集的基本信息如表 3 所示。

表 3 多类分类仿真数据集

datasets	Iris	Wine	Car	Segment	Page Block	Glass	Mfeat-factor	Balance
sample size	150	178	1728	2310	5473	214	2000	625
features	4	12	3	19	10	10	216	4
class number	3	6	4	7	5	7	10	3

为保证结果的科学性，采用了 5 折交叉验证法。MCSVR 采用复合核函数，其余算法采用 RBF 核函数。参数的选取及仿真的结果如表 4 所示。从仿真结果可以看出，与目前常见的一些算法相比，基于回归思想的多类分类算法在运算时间上更短，并且分类的精确度更高，体现出新算法的优势。并且当分类样本数量多、维数高时，运算速度的优势更加明显。

表 4 多类分类仿真参数及结果

		Iris	Wine	Car	Segment	Page Block	Glass	Mfeat-factor	Balance
OAO	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	94.7	85.6	90.8	95.5	90.5	60.3	86.3	84.1
	operation time/s	0.035	0.223	3.352	3.401	0.442	0.153	4.135	0.357
MRADAG	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	95.8	98.6	97.5	93.3	93.5	67.1	97.2	86.3
	operation time/s	0.004	0.006	1.614	2.726	0.082	0.009	2.821	0.083
MBSVM	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	96.1	97.8	96.4	97.0	80.3	75.3	95.2	87.9
	operation time/s	0.007	0.014	2.597	2.979	1.150	0.052	2.748	0.254
OAATSVM	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	96.4	100.0	98.4	96.2	91.9	64.7	97.3	88.7
	operation time/s	0.004	0.008	1.546	2.842	0.081	0.005	3.013	0.072
OAOTSVM	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	96.8	100.0	97.9	97.5	94.0	82.7	95.8	87.8
	operation time/s	0.009	0.006	1.868	2.588	0.087	0.009	2.796	0.086
DAGTSVM	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	97.6	100.0	98.6	97.8	94.2	84.5	98.4	86.6
	operation time/s	0.004	0.005	1.452	2.011	0.051	0.008	2.517	0.069
MCSVR method	$\sigma$	10	10	10	10	10	10	10	10
	$b$	-0.7	1.7	2.3	2.2	1.8	2.5	0.8	2.6
	$d$	2	2	2	2	2	2	2	2
	$\mu$	0.2	0.4	0.2	0.3	0.4	0.2	0.6	0.6
	$C$	100	100	100	100	100	100	100	100
	classification accuracy/%	100.0	100.0	99.6	99.8	98.9	96.7	99.8	99.2
operation time/s	0.002	0.004	1.256	1.252	0.042	0.005	2.143	0.013	

## 5 结论

为了克服传统支持向量机多类分类算法过程繁琐、存在不可分区域等问题，研究了一种基于复合核支持向量回归机的多类分类算法。该算法利用了回归拟合的思想，将样本的类别标识作为回归输出，通过支持向量回归机训练回归函数，直接得到每个样本与其类别标识间的对应关系。回归函数作为分类器可以对待分类样本的类别进行直接判断，大大简化了分类过程。同时采用两种不同性质核函数的组合代替单一核函数，提升支持向量回归机的算法性能。首先通过不同核函数 SVR 的对比仿真验证了复合核函数的有效性，之后通过复合核 MCSVR 与常用多类分类 SVM 算法的对比仿真验证了所提出算法的有效性和优越性。

### 参考文献：

- [1] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer-Verlag, 1995:25-27.
- [2] KREBEL U H G. Pairwise classification and support vector machines[M]// BURGESS C J C,SCHÖLKOPF BERNHARD,SMOLA A J. Advances in kernel methods: support vector learning. Cambridge,MA,USA:MIT Press, 1999:255-268.
- [3] BENNETT K P. Combining support vector and mathematical programming methods for classification[M]. Cambridge,MA, USA:MIT Press, 1999:307-326.

- [4] PLATT J C, CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. Large margin DAGs for multiclass classification[C]// Proceedings of the 12th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2000:547-553.
- [5] TOMAR D, AGARWAL S. A comparison on multi-class classification methods based on least squares twin support vector machine[J]. Knowledge-Based Systems, 2015:131-147.
- [6] SONGSIRI P, PHETKAEW T, KIJSIRIKUL B. Enhancement of multi-class support vector machine construction from binary learners using generalization performance[J]. Neurocomputing, 2015:434-448.
- [7] NASIRI J A, MOGHADAM C N, JALILI S. Least squares twin multi-class classification support vector machine[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(3):984-992.
- [8] LAJNEF T, CHAIBI S, RUBY P, et al. Learning machines and sleeping brains: automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2015:94-105.
- [9] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. An introduction to support vector machines[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2000:88-90.

#### 作者简介:



陈 垚(1988-), 男, 山西省侯马市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为先进控制理论及应用. email: rt\_cy@163.com.

宋召青(1969-), 男, 山东省荣成市人, 博士, 教授, 博士研究生导师, 主要研究方向为先进控制理论及应用.

\*\*\*\*\*

### 第九届中国卫星导航学术年会(CSNC2018)征文通知(第 1 号通知)

中国卫星导航学术年会(China Satellite Navigation Conference, CSNC)是一个开放的学术交流平台。旨在加强学术创新, 促进卫星导航系统的合作与交流; 加强技术创新, 促进卫星导航系统的工程建设; 加强理论创新, 促进卫星导航理论进步; 加强应用创新, 促进卫星导航产业的科学发展。第九届中国卫星导航学术年会将由中国卫星导航系统管理办公室学术交流中心主办。会议于 2018 年 5 月在中国哈尔滨召开, 涵盖学术交流、高端论坛、展览展示和科学普及等内容, 欢迎国内外广大科技工作者及各界人士积极参加并向会议投稿。

#### 一、征文议题

S01 卫星导航应用技术; S02 导航与位置服务; S03 卫星导航信号及抗干扰技术; S04 卫星轨道与钟差; S05 精密定位技术; S06 时空基准与时频技术; S07 卫星导航增强技术; S08 测试评估技术; S09 用户终端技术; S10 多源融合导航技术; S11 PNT 新概念、新方法及新技术; S12 政策法规、标准化及知识产权

#### 二、征文要求

1. 来稿未曾公开发表过, 且内容不超出 12 个大会议题范畴, 具备真实性和原创性。论文摘要及全文请勿涉及国家秘密, 提交时须出具单位非涉密证明。文责自负。
2. 凡投稿论文被录用且未作特殊声明者, 视为已同意授权出版。
3. 论文摘要及全文请登录会议网站“论文提交”系统进行提交, 不接受邮件方式投稿, 提交全文前必须先提交摘要。摘要为中英文双语, 要求字数在 400~600 字之间, 包括研究背景、方法、目的和结果等。全文要求中英文版本同时提交, 中英文全文模板和非涉密证明模板请从年会网站 (<http://www.beidou.org>) 下载区下载, 中文全文不超过 5 页, 英文全文不超过 10 页。
4. 摘要提交截止时间: 2017 年 10 月 31 日
5. 全文提交时间: 2017 年 11 月 1 日—12 月 1 日
6. 录用通知发放时间: 2018 年 1 月初

#### 三、论文出版

1. 本届年会优秀论文(英文)将在施普林格(Springer)知名丛书《Lecture Notes in Electronic Engineering》中结集出版, 并被 EI 检索。
2. 年会也推荐部分优秀论文(英文)至《Advances in Space Research》期刊发表, 被 SCI 检索。推荐至《Advances in Space Research》中的优秀论文将不同时推荐至年会 EI 论文集收录。
3. 年会收录的论文将制作光盘出版, 并录入中国知网(CNKI)中国重要会议论文全文数据库和万方数据支持服务平台。

四、联系方式 电话/传真: +86 10 82178658/82178034 会议网址: <http://www.beidou.org> (请留意本网站最新消息)  
电子邮箱: csnc1w@beidou.org

中国卫星导航系统管理办公室学术交流中心  
中国卫星导航学术年会组委会  
二〇一七年七月