

空战多目标模糊聚类算法研究

张 堃, 周德云

ZHANG Kun, ZHOU De-yun

西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072

Department of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

E-mail: kunnpu@gmail.com

ZHANG Kun, ZHOU De-yun. Study on multi-target fuzzy partitioned cluster algorithm in air combat. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(28): 236-239.

Abstract: The method of fuzzy partitioned cluster algorithm is applied to classify the multi-target in the air combat, to be aimed at the shortcoming of traditional algorithm in calculating attack strategy difficulty. This algorithm reduces the computational complexity, and raises the operating speed by considering multi-target as a whole. Finally, multi-target colonies attack mathematical model is established, and uses the FCM (Fuzzy C-means) algorithm and improves FCM algorithm with different metrics based on two different multi-targets data, and divides them into several colonies according to the simulation in different targets. The simulation result indicates the algorithm's validity and applicability in different situation.

Key words: partition; fuzzy cluster; Fuzzy C-Means (FCM); metric; multi-target

摘 要: 针对传统多机多目标攻击不易解算攻击任务分配, 且计算量大的问题, 提出基于划分的多目标模糊聚类算法, 该算法根据目标属性的相似性进行多目标分类, 可以有效地降低多目标任务分配解算维数, 减少运算量, 提高解算速度。采用 FCM 算法以及改进 FCM 算法度量方式构成的其他各个不同算法, 建立空战多目标模糊聚类数学模型, 对两组不同数据进行仿真分析, 得到不同情况下的各算法的优劣性及适用性。

关键词: 划分; 模糊聚类; 模糊 C 均值; 度量方式; 多目标

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.28.071 文章编号: 1002-8331(2009)28-0236-04 文献标识码: A 中图分类号: V271; TP18

1 前言

目前空战多为编队集群作战^[1], 在双方战机遭遇进行空中搏斗之前, 常常通过编队长机或者集群主机提前获得对方目标集群的数量、位置、速度等信息, 由我方长机进行统一解算、调配, 给各个战机进行任务分配。但是集群空战的规模较以往双机、四机的空战要大得多, 常为 16 机空战, 那么对于我方战机的空战解算能力要求非常高, 对于稍纵即逝的战机来讲, 往往会失去最佳攻击机会, 从而造成被动。考虑到现代多架战机同时参战的情况下, 一般敌我双方的战机会采用编队飞行, 并编队执行任务。在集群战机攻击任务分配解算时, 将敌方战机采用一定的算法根据其不同战机之间的属性进行分类划分, 将我方不同编队与敌方经过分类解算后的不同战机组群分别进行攻击配对, 如图 1 所示, 最终由我方编队内长机对编队任务群进行攻击分配, 完成最终攻击任务, 这样将原多机集群的主机的解算负荷分散到多个编队的长机上, 能够降低运算量, 提高运算速度, 达到战术最优。该文主要针对空战中敌方目标集群分类的问题进行研究。

对于空战中敌方目标集群分类的方法, 目前常采用聚类的方法进行研究。聚类属于数据挖掘中的问题, 是指将物理或抽象的对象的集合分成由类似的对象组成的多个类的过程, 其

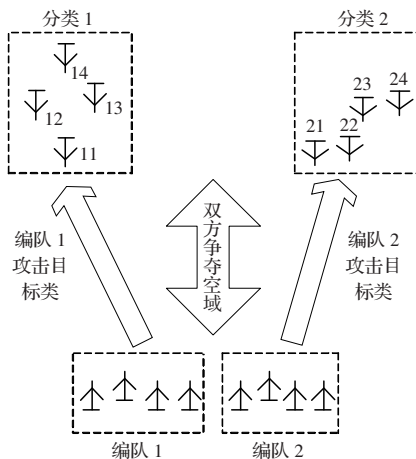


图 1 双方集群聚类攻击分配示意图

目的就是使对象按照相似度和惯性分布(分布特征)分成若干类, 使类之间的差异尽可能大, 类内的差异尽可能小。在这一过程中没有教师指导, 因此是一种无监督的分类。聚类所生成的簇是一组数据对象的集合, 在同一簇中的对象之间具有较高的相似度, 而不同簇中对象的差别较大。聚类分析已经被广泛地应用到许多领域中, 包括模式识别、数据分析、图像处理, 以及

市场研究等^[2-4]。聚类方法可以分为基于划分的方法、基于分层的方法、基于密度的方法和基于网格的方法。其中,基于划分的聚类算法是最常用的聚类算法类型,而其中应用最广泛的而且较为成功的是1974年由Dunn提出并由Bezdek加以推广的模糊C均值(Fuzzy C-means)算法,简称FCM算法,该文在FCM方法的基础上对空中目标集群划分进行研究。

2 基于划分的模糊聚类算法

2.1 模糊C均值算法

设定 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\} \subset R^n$, R^n 表示实数 n 维向量空间,对于 $\forall k, 1 \leq k \leq N, X_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}) \subset R^n$, 式中, $x_{kj} (j=1, 2, \dots, n)$ 是样本 $X_k (k=1, 2, \dots, N)$ 的第 j 个属性值。记 $V^c = (V_1, V_2, \dots, V_c)$, ($V_i \in R^n, i=1, 2, \dots, c$) 为聚类中心向量, X 的一个模糊C-划分可以表示为下面的数学规划^[5]:

$$\begin{aligned} \min J_m(U, V, c) &= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^h d_{ik} = \\ & \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^h \|X_k - V_i\|^2, 1 \leq h \leq \infty \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1, 1 \leq k \leq N \\ 0 \leq \mu_{ik} \leq 1, 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N \\ 0 < \sum_{i=1}^c \mu_{ik} < N, 1 \leq i \leq c \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $d_{jk} = \|X_k - V_j\|^2$ 。

在初始化矩阵 $U^0 = (\mu_{ij}^0)_{c \times N}$ 后,对

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^h X_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^h}, i=1, 2, \dots, c \quad (2)$$

$$\text{及 } \mu_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{h-1}} \right]^{-1} \quad (3)$$

进行迭代运算,可以证明当 $h > 1$, 该运算是收敛的^[6-9]。式中, h 为模糊权重系数, c 为聚类数。

2.2 改变度量方式的算法

在噪音环境下,采用欧氏度量的许多聚类方法有时不够稳定,而且对于算法的初值,类的形状、大小都过于敏感,改变度量方式可以部分地控制这些问题。沿着这一思路,文献中已经提出改进的FCM型的算法,如表1所示。

表1 改变度量方式下的算法

算法	度量方式
PFCM ^[10]	$d_{jk} = \ X_k - V_j\ ^2 - \omega \ln \zeta_i$
CFCM ^[11]	$d_{jk} = \ X_k - V_j\ ^2 - \tau \tanh \xi_i$
PIM ^[12]	$d_{jk} = \ X_k - V_j\ ^2 - \omega$
Lp-norm ^[13]	$d_{jk} = \ X_k - V_j\ _p$
KS ^[14]	$d_{jk} = \ X_k - V_j\ ^2 - r_i^2$

表1各式中, $\omega \geq 0, \forall i, \zeta_i \geq 0, \sum_{i=1}^c \zeta_i = 1, \tau \geq 0, \xi_i \geq 0, \sum_{i=1}^c \xi_i =$

$1, r_i$ 为常数。采用FCM以及改进的各个算法分别对空中目标集群划分进行仿真研究。

3 基于划分的空战多目标模糊聚类算法步骤

步骤1 获得空战各个目标态势信息数据;

步骤2 用值在0、1间的随机数初始化隶属矩阵 U , 使其满足约束条件;

步骤3 用式(2)计算 c 个聚类中心 $V_i, 1 \leq i \leq c$;

步骤4 根据式(1)计算价值函数,如果它小于某个确定的阈值 ε , 或它相对上次价值函数值的改变量小于某个阈值 ε , 则算法停止;

步骤5 用式(3)计算新的 U 矩阵,返回步骤3;

步骤6 得到最终的

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \dots & \mu_{1N} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \dots & \mu_{2N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mu_{c1} & \mu_{c2} & \dots & \mu_{cN} \end{bmatrix}$$

步骤7 根据最终的 U 矩阵内各数据值对空战多目标进行聚类划分。

4 算例仿真

假设仿真为16:16空战,我方采用4机编队,共分为4个不同的编队单元,对方编队情况未知,由预警机或地面雷达站探测目标信息并进行聚类研究,为了获得最大战术效果和便于对聚类后的目标群的攻击任务分配,将对方的聚类数目设定与我方的编队数目相同。该仿真计算机配置为Windows XP系统、P4 3.0 CPU、2 G内存、120 G硬盘、GF6400显卡。采样周期为0.1 s,模糊权重系数 $h=2$, 阈值 $\varepsilon=0.0001$, 聚类数目为 $c=4$ 。为了方便起见,仅考虑二维空间,以目标的空间坐标来表示目标位置,并根据目标位置对目标群进行模糊聚类研究。

4.1 算例仿真1

假设敌方各架战机态势如图2所示,具体位置如表2所示。

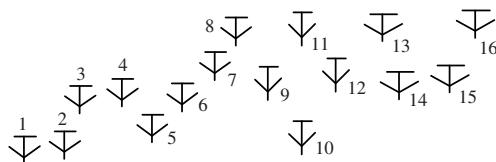


图2 敌方多机态势示意图

表2 敌方多机位置1

位置	1	2	3	4	5	6	7	8
X/km	0	0.4	0.8	1.2	1.2	1.6	2.0	2.4
Y/km	30.5	30.6	31.0	31.1	30.6	31.0	31.4	31.8
位置	9	10	11	12	13	14	15	16
X/km	2.5	2.9	2.9	3.3	3.4	3.8	4.2	4.6
Y/km	31.4	31.0	31.9	31.5	31.0	31.0	31.0	31.9

采用文中各个算法解算聚类结果为(鉴于篇幅所限,在此仅列出FCM算法的详细计算结果:

(1)FCM算法

基于FCM算法的仿真循环59次,运行时间为0.3258 s,解算出隶属度矩阵 U 为:

表3 基于FCM算法的分类结果

	聚类中心	类内敌机标号
类1	0.271 7, 30.588 5	1, 2
类2	1.346 9, 30.978 0	3, 4, 5, 6, 7
类3	2.801 7, 31.592 4	8, 9, 10, 11, 12, 13
类4	4.100 0, 31.276 5	14, 15, 16

表6 基于PIM算法的分类结果

	聚类中心	类内敌机标号
类1	0.242 7, 30.575 2	1, 2
类2	1.317 4, 30.962 9	3, 4, 5, 6, 7
类3	2.795 1, 31.587 6	8, 9, 10, 11, 12, 13
类4	4.120 7, 31.273 2	14, 15, 16

表4 基于PFCM算法的分类结果

	聚类中心	类内敌机标号
类1	0.709 6, 30.757 5	1, 2, 3, 4, 5
类2	2.258 9, 31.420 7	6, 7, 8, 9
类3	3.280 7, 31.633 3	10, 11, 12, 13
类4	4.152 8, 31.220 2	14, 15, 16

表7 基于Lp-norm算法的分类结果

	聚类中心	类内敌机标号
类1	0.332 2, 30.631 9	1, 2, 3
类2	1.431 3, 31.001 1	4, 5, 6, 7
类3	2.797 6, 31.580 7	8, 9, 10, 11, 12, 13
类4	4.110 3, 31.319 6	14, 15, 16

表5 基于CFCM算法的分类结果

	聚类中心	类内敌机标号
类1	0.705 9, 30.755 4	1, 2, 3, 4, 5
类2	2.248 2, 31.423 4	6, 7, 8, 9, 10
类3	3.234 6, 31.694 5	11, 12, 13
类4	4.129 6, 31.189 9	14, 15, 16

表8 基于KS算法的分类结果

	聚类中心	类内敌机标号
类1	0.446 4, 30.698 4	1, 2, 3
类2	1.477 7, 31.054 2	4, 5, 6, 7
类3	2.921 7, 31.582 8	8, 9, 10, 11, 12, 13
类4	4.209 9, 31.255 2	14, 15, 16

$$U = \begin{bmatrix} 0.037 9 & 0.949 0 & 0.004 4 & 0.008 6 \\ 0.015 7 & 0.980 8 & 0.001 2 & 0.002 4 \\ 0.566 9 & 0.378 7 & 0.015 5 & 0.039 0 \\ 0.952 6 & 0.030 9 & 0.004 1 & 0.012 4 \\ 0.796 4 & 0.152 0 & 0.014 8 & 0.036 9 \\ 0.926 3 & 0.030 9 & 0.009 5 & 0.033 3 \\ 0.456 2 & 0.075 7 & 0.062 3 & 0.405 8 \\ 0.094 4 & 0.028 1 & 0.053 3 & 0.824 2 \\ 0.073 4 & 0.019 7 & 0.043 0 & 0.864 0 \\ 0.103 9 & 0.035 4 & 0.165 3 & 0.695 3 \\ 0.029 0 & 0.011 0 & 0.051 8 & 0.908 2 \\ 0.043 0 & 0.043 0 & 0.254 9 & 0.684 5 \\ 0.054 4 & 0.023 9 & 0.313 3 & 0.608 4 \\ 0.023 8 & 0.011 3 & 0.858 9 & 0.106 1 \\ 0.010 1 & 0.005 3 & 0.949 1 & 0.035 6 \\ 0.043 7 & 0.024 4 & 0.781 9 & 0.150 0 \end{bmatrix}$$

得到其聚类结果如表3所示。聚类结果图如图3所示,其中“*”表示敌机位置图,“○”表示聚类中心随着仿真运行的变化趋势,并最终归于聚类中心。

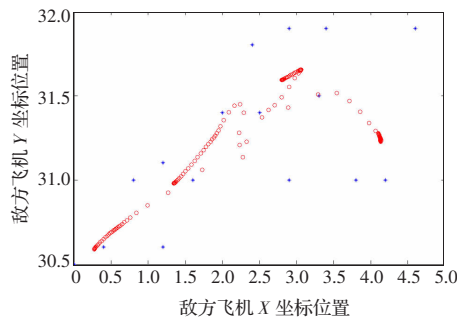


图3 基于FCM算法的分类结果图

(2)PFCM算法

基于PFCM算法的仿真初始设置为 $\omega=0.1, \zeta=(0.366 5, 0.275 3, 0.316 57, 0.041 61)$,仿真循环84次,运行时间为0.438 1 s,其聚类结果如表4所示。

(3)CFCM算法

基于CFCM算法的仿真初始设置为 $\tau=0.1, \xi=(0.094 7, 0.446 3, 0.452 5, 0.006 5)$,循环67次,运行时间为0.178 9 s,其聚类结果如表5所示。

(4)PIM算法

基于PIM算法的仿真初始设置为 $\omega=0.1$,循环58次,运行时间为0.149 4 s,其聚类结果如表6所示。

(5)Lp-norm算法

基于Lp-norm算法的仿真初始设置为 $p=10$,循环136次,运行时间为0.784 1 s,其聚类结果如表7所示。

(6)KS算法

基于KS算法的仿真初始设置为 $r=(0.469 9, 0.629 9, 0.0581 9, 0.542 1)$,循环268次,运行时间为1.277 0 s,其聚类结果如表8所示。

4.2 算例仿真2

在算例1中,多架目标位置比较靠近,在算例2中,将不同目标编队之间的距离增大,进行明显区分,在此情况下使用各个算法进行聚类解算,其具体位置如表9所示。

表9 敌方多机位置2

位置	1	2	3	4	5	6	7	8
X/km	0	0.4	0.8	1.2	5.2	5.6	6.0	6.4
Y/km	30.5	30.6	31.0	31.1	30.6	31.0	31.4	31.8
位置	9	10	11	12	13	14	15	16
X/km	12.5	12.9	12.9	13.3	18.4	18.8	19.2	19.6
Y/km	31.4	31.0	31.9	31.5	31.0	31.0	31.0	31.9

各算法根据其敌方位置2进行计算,其初始设置与算例1中相同,聚类结果如表10所示。

各算法类1~类4中敌机标号分别为(1,2,3,4), (5,6,7,8), (9,10,11,12), (13,14,15,16)。仅列出基于FCM算法下聚类结果图如图4所示。

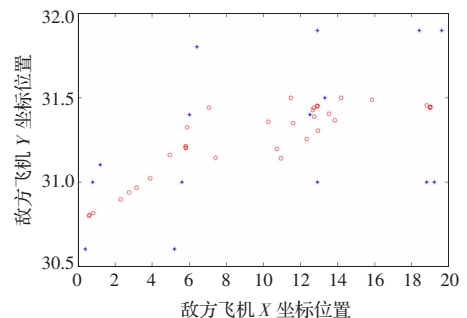


图4 基于FCM算法的分类结果图

4.3 算例分析

根据算例1和算例2可以看出,在算例1中,从表2的目标态势位置图可以看到敌方不同目标编队之间的距离相差比较小,不同编队常常混合在一起,不容易区分,采用不同算法进行聚类分析的时候,在时间上,各个算法之间差异比较大, $PIM < CFM < FCM < PFCM < Lp-norm < KS$,时间最短的PIM算法为0.149 4 s,时间最长的KS算法为1.277 0 s,两者差异755%,

表 10 各种算法下的分类结果

	FCM	PFCM	CFCM	PIM	Lp-norm	KS
类 1 中心	0.599 2,30.798 7	0.599 9,30.798 3	0.599 1,30.798 7	0.599 2,30.799 0	0.598 6,30.799 0	0.598 3,30.798 6
类 2 中心	5.801 6,31.202 2	5.802 0,31.202 9	5.801 5, 31.202 1	5.801 5,31.201 9	5.800 8,31.201 2	5.800 9,31.201 6
类 3 中心	12.900 0,31.450 0	12.899 7,31.450 1	19.001 7,31.444 9	12.900 0,31.450 0	12.900 1,31.450 0	12.899 7,31.450 0
类 4 中心	19.001 9,31.444 6	19.001 5,31.444 2	12.899 9,31.450 0	19.001 5,31.445 4	19.001 2,31.447 3	19.001 0,31.446 4
循环次数	13	16	16	12	11	12
运行时间	0.046 2	0.055 4	0.044 0	0.048 5	0.046 2	0.068 2

在聚类的结果上面,各个算法均未能能够完满按照实际情况进行划分,FCM、PIM 结果相同,Lp-norm、KS 结果相同,PFCM 和 CFCM 的结果比较相似,同时各类之间的敌机数目相对比较平均,有利于攻击任务的分配及完成。在算例 2 中将敌方不同目标编队之间的距离增大,可以看到其采用各个算法计算出结果的时间差异不大,CFCM 算法需要的时间最短为 0.044 0 s,而 KS 算法需要时间最长 0.068 2 s,相差 55%,各个聚类中心存在较小的差异,而不同的类中的敌机标号其结果完全一致,并且与实际情况相符。

将算例 1 以及算例 2 的结果对比可以看到,各算法解算出的聚类结果表明在空战多目标编队之间的距离相对比较大的时候,各个聚类算法均能将真实多目标进行划分,并与实际态势相符,在目标编队比较接近时,采用 PFCM 以及 CFCM 在聚类划分上面比较具有优势。

5 结论

针对传统多机集群攻击解算攻击策略需要很大的计算量的问题,提出运用基于划分的模糊聚类算法将目标群体进行归类划分。建立多目标模糊聚类数学模型,通过 FCM 以及改进 FCM 算法的度量方式构成多种不同的算法,采用两组数据对空战多目标聚类进行仿真分析,得出不同情况下基于划分的模糊聚类算法的优劣性和适用性。

参考文献:

- [1] 张堃,周德云.基于熵的 TOPSIS 法的空战多目标威胁评估[J].系统工程与电子技术,2007,29(9):33-35.
- [2] 匡平,朱清新,陈旭东.基于 FCM 的快速模糊聚类算法研究[J].电子测量与仪器学报,2007,21(2):15-20.

(上接 218 页)

PSO 算法中,根据群的环境动态调整加速因子,保证了微粒群的多样性,避免 PSO 算法在搜索后期因为微粒速度的降低而陷入局部极值。在无人潜水器模糊神经网络基础运动控制器参数自寻优设计中,采用 IPSO 算法寻优得到的控制器在仿真试验中取得了较好的控制效果,具有较强的抗海流干扰能力,因此在处理高维空间的参数寻优问题时,该方法具有一定的参考性。

参考文献:

- [1] Kennedy J, Spears W M. Matching algorithms to problems: An experimental test of the particle swarm and some genetic algorithms on the multimodal problem generator[C]//Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1998: 78-83.
- [2] Eberhart R, Kennedy J. Discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]//Proc IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1997: 4104-4109.

- [3] 张敏,于剑.基于划分的模糊聚类算法[J].软件学报,2004,15(6): 859-866.
- [4] Chen S J, Hwang C L. Fuzzy multiply attribute decision making: Methods and applications[M]. [S.l.]: Springer Verlag, 1992.
- [5] 诸克军,苏顺华,黎金玲.模糊 C-均值中的最优聚类与最佳聚类数[J].系统工程理论与实践,2005,18(3):52-61.
- [6] Bezdek J C, Hathaway R J. Local convergence of the fuzzy C-means a births[J]. Pattern Recognition, 1986, 19(6).
- [7] Bezdek J C, Pal N R. Cluster validation with generalized dunn's indices[C]//Proceedings of the 2nd New Zealand Two-Stream International Conference on Artificial Neural Networks and Expert Systems, 1995: 190-193.
- [8] Hathaway R J, Bezdek J C. Optimization of clustering criteria by reformulation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995(2): 241-245.
- [9] Hall L O, Ozyurt B, Bezdek J C. Clustering with a genetically optimized approach[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1999, 3(2): 103-112.
- [10] Yang M S. On a class of fuzzy classification maximum likelihood procedures[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 57(3): 365-375.
- [11] Lin J S. Fuzzy clustering using a compensated fuzzy hopfield network[J]. Neural Processing Letters, 1999, 10(1): 35-48.
- [12] Ozdemir D, Akarun L. A fuzzy algorithm for color quantization of images[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(8): 1785-1791.
- [13] Hathaway R J, Bezdek J C, Hu Y K. Generalized fuzzy c-means clustering strategies using Lp norm distances[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(5): 576-582.
- [14] Bobrowski L, Bezdek J C. C-means clustering with the l_1 and l_∞ norms[J]. IEEE Trans on SMC, 1991, 21(3): 545-554.
- [3] 徐玉如,庞永杰,甘永,等.智能水下机器人技术展望[J].智能系统学报,2006;1(1):9-16.
- [4] Javier A, Alberto O. Development of the control architecture of an underwater cable tracker[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2005, 20(5): 477-498.
- [5] Loebis D, Naeem W, Sutton R, et al. Soft computing techniques in the design of a navigation, guidance and control system for an autonomous underwater vehicle[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2007, 21(2/3): 205-236.
- [6] 李晔,庞永杰,万磊,等.水下机器人 S 面控制器的免疫遗传算法优化[J].哈尔滨工程大学学报,2006,27(增刊): 324-330.
- [7] 孙逊,章卫国,尹伟,等.基于免疫粒子群算法的飞行控制器参数寻优[J].系统仿真学报,2007,19(12): 2765-2767.
- [8] 罗菲,何明一.基于免疫遗传算法的多层前向神经网络设计[J].计算机应用,2005,25(7): 1661-1662.
- [9] Gan Yong, Wang Li-rong, Wan Lei, et al. Parallel neural network-based motion controller for autonomous underwater vehicles[J]. China Ocean Engineering, 2005, 19(3): 485-496.