

文章编号: 1003-501X(2008)03-0010-06

用粗糙集-模糊神经网络评定空袭目标威胁程度

罗艳春^{1,2,3}, 郭立红¹, 康长青^{1,2}, 李念峰^{1,2}

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033;
2. 中国科学院研究生院, 北京 100039; 3. 空军航空大学, 长春 130022)

摘要: 针对模糊神经网络运算过程中, 当模糊规则较多时, 网络学习速度慢, 方法实时性差的缺点, 本文提出采用粗糙集理论对该模型进行优化, 该方法利用粗糙集数据分析方法, 通过知识约简从数据中推理逻辑规则, 并用约简后规则集作为模糊神经网络的规则将输入映射到输出的子空间上; 在这个子空间上用改进的 BP 算法训练进行逼近。实验结果表明: 通过粗糙集数据挖掘后提取的规则, 不仅规则数目减少, 且规则是不完全规则, 减少了网络输入维数和各层神经元的个数, 提高了网络运算速度, 满足了系统实时性要求。

关键词: 粗糙集; 模糊神经网络; 约简; 威胁估计

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Assessing Threat Degree of Aerial Target by Applying Rough Sets and Fuzzy Neural Networks

LUO Yan-chun^{1,2,3}, GUO Li-hong¹, KANG Chang-qing^{1,2}, LI Nian-feng^{1,2}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;
3. Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: When there are many fuzzy rules during Fuzzy-neural Networks (FNN) operation, the networks usually have slow learning speed and long running time. To solve this problem, a rough set theory was introduced to improve FNN model. Rough set data analysis method was used to obtain the reductive rules which were used as the fuzzy rules of the FNN. The input to the model was mapped into the output subspace by using these rules and the output of the system was approximated by improved BP algorithm training in this subspace. The results show that rules acquired by rough set data mining technology not only can get minimum rules but also are incomplete rules. Dimension of input and nerve cell numbers of network are decreased and learning speed is improved, which can meet time limitation of system.

Key words: rough sets; fuzzy neural networks; reduce; threat assessment

1 引言

威胁判断是指对于已被我直接发现或接受通报数据的各目标, 按照它们不同的特征(包括目标性质、类别、数量、方位、距离、速度、高度、敌舷角)以及所使用武器的性能特点等, 选取用以表征它们对我威胁程度的某些特征值, 然后依据符合实战应用的某些原则和标准, 判定它们的威胁等级以及威胁程度的大小顺序。空中目标具有机动空间大, 攻击力强, 难于发现, 防御实时性要求高等特点。如何处理来自多传感器系统的空中目标属性的不完全信息, 从而对空中目标进行正确的威胁排序, 以满足对空防御的实时性要求, 同时为正确制定防御作战指挥决策做好先期工作, 是指挥控制系统的重要组成部分。

收稿日期: 2007-06-02; 收到修改稿日期: 2008-01-08

基金项目: 中科院二期创新项目

作者简介: 罗艳春(1974-), 女(汉族), 吉林长春人, 讲师, 博士, 主要研究方向是 C³I 系统的研究与应用、信息融合技术。E-mail: lylycp@163.com

通讯作者: 郭立红(1964-), 女(汉族), 吉林榆树人, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向是计算机应用技术。

传统的目标威胁评估通常采用层次分析法、多属性决策法、模糊综合评判等。其中层次分析法^[1]、多属性决策法等^[2], 需要根据专家的经验评分获取权值系数, 这样就增加了评估过程中的主观性, 有可能使评估结论失实。而且, 模型本身不具备学习能力, 使其不能通过学习来进行自我修正, 其适应性须得到提高。模糊综合评判法^[3]只应用了隶属向量中最大值所提供的信息, 而各非最大值的大小不起作用, 因此存在结果失真的情况。将模糊逻辑和神经网络相结合的模糊神经网络是目前较先进的分析方法。神经网络(neuralnetwork, NN) 最吸引人的一点是其数值逼近能力, 它能够处理定量的、数值化的信息, 较其他方法而言, NN 能够得出更精细的结果, 所以广泛应用于空战决策中。但使用模糊神经网络的一个缺点是: 初始模糊规则是在对每一维输入变量进行模糊划分的基础上随机组合产生的, 没有充分利用样本数据的特征。另外, 这样系统的规则数随输入的维数呈指数增长, 属于组合爆炸问题。粗糙集^[4](rough set, RS)是基于不可分辨的思想和知识简化的方法, 在保持分类能力不变的前提下, 通过知识约简从数据中推理逻辑规则作为知识系统的模型。通过对知识的约简导出概念的分类规则, 来处理不精确、不一致、不完整的各种不完备信息。本文把粗糙集理论引入到模糊神经网络空战决策系统中, 根据空战冗余信息是可以约简的结论^[5], 提出了一种将粗糙集理论与神经网络相结合的决策算法, 并且将其应用到空袭目标威胁程度的评定过程中, 取得了较好的效果。

2 粗糙集理论的基本概念

2.1 粗糙集理论的基本概念^[6]

定义1 决策系统(DS): 称 $S=(U, A, \{V_a\}, a)$ 为知识表示系统, 其中: S 为非空有限集, 称论域; A 为非空有限集, 称属性集合; V_a 为属性 $a \in A$ 的值域; $a: U \rightarrow V_a$ 为一单射, 使论域 U 中任一元素取属性 a 在 V_a 中的某一唯一值。如果 A 由条件属性集合 C 和结论属性集合 D 组成, C, D 满足 $C \cap D = \emptyset$, 则称 S 为决策系统。在一个决策系统中, 可以认为 U 的每个元素对应一条规则, 规则的前件由 C 及其取值决定, 后件由 D 及其取值决定。在 V_a 和 $a: U \rightarrow V_a$ 不至于引起混淆的情况下, 常常用 $(U, (C \cup D))$ 表示决策系统。

定义2 DS 的不可分辨关系: 对决策系统 $S=(U, C \cup D)$, $B \subseteq C$ 是条件属性集合的一个子集, 称二元关系 $IND(B, D) = \{(x, y) \in U \times U: f(x, a) = f(y, a) \forall a \in B\}$ 为 S 的不可分辨关系。不可分辨关系是一个等价关系, 通过一个不可分辨关系, 可以得到决策系统的划分, 这里称划分后的等价类为不可分辨类, 通常用 $[x]_{IND(B)}$ 来表示包含 x 的不可分辨类, 在不引起混淆的情况下, 常常用 $IND(B)$ 来表示不可分辨关系 $IND(B, D)$ 。

定义3 上近似和下近似: 对于知识表示系统 $S=(U, A)$, 设 $B \subseteq A$, $X \subseteq U$, 这里称:

$$\underline{B}X = \{x \in U \mid [x]_{IND(B)} \subseteq X\} \quad (1)$$

$$\overline{B}X = \{x \in U \mid [x]_{IND(B)} \cap X \neq \emptyset\} \quad (2)$$

分别为 X 的 \underline{B} 下近似和 \overline{B} 上近似。

定义4 正域、负域和边界: 一个集合 $X \subseteq U$ 的下近似和上近似, 将论域 U 划分为三个不相交的区域: 正区域 $POS(X)$ 、负区域 $NEG(X)$ 和边界区域 $BMD(X)$:

$$POS(X) = \underline{B}(X) \quad (3)$$

$$NEG(X) = U - \overline{B}(X) \quad (4)$$

$$BMD(X) = \overline{B}(X) - \underline{B}(X) \quad (5)$$

定义5 知识约简: 在保持知识库分类能力不变的条件下, 删除其中不相关或不重要的知识。设 P 为一个属性集, $R \in P$, $IND(P)$ 表示在 P 上的等价关系, 如果 $IND(P) = IND(P - \{R\})$ 称属性 R 为 P 中可约简的, 否则为 P 中不可约简的。设 $Q \subseteq P$, 若 Q 中所有属性都是不可省的, 且 $IND(Q) = IND(P)$, 则称 Q 为 P 的一个约简, 称为 $red(P)$ 。 P 中所有不可省关系组成的集合称为 P 的核, 记为 $core(P)$, 核与约简有如下关系:

$$core(P) = \bigcap red(P) \quad (6)$$

定义6 属性依赖度: 两个属性集合 $B, R \subseteq U$ 之间的相互依赖程度, 定义如下:

$$\gamma_R(B) = \frac{card(POS_R(B))}{card(U)} \quad (7)$$

$$POS_R(B) = \bigcup_{X \in U / IND(B)} R(X) \quad (8)$$

定义 7 属性重要度: 不同属性对于条件属性和决策属性之间的相互依赖关系起着不同的作用。属性 a 加入 R , 对于分类 $U/IND(B)$ 的重要度定义为

$$SGF(a, R, B) = \gamma_R(B) - \gamma_{R-\{a\}}(B) \quad (9)$$

2.2 改进的属性约简算法

利用每一个条件属性值对信息表进行划分, 同时求出该属性值的倚赖度和重要度, 并根据属性的重要度进行排序, 然后, 选择重要度最大的属性进入约简属性集, 直到约简集和最初信息表的所有属性的倚赖度一致为止。在此约简集的基础上, 合并相同的行得到约简表。

具体思路如下:

- 1) 初始化约简集为空;
- 2) 计算所有不在约简集中的条件属性的重要度并排序;
- 3) 取重要度最大的条件属性, 将其加入约简集中, 并判断此时的约简集的倚赖度, 若倚赖度为 1, 则算法结束, 否则转 2)。

3 基本思想

本文要建立的粗集-模糊神经网络(RFNN)的模糊规则不是来自专家经验, 而是通过学习历史数据获得的。提取的目的是从样本数据集中建立具有下列形式的规则:

$$R^{(k)}: \text{ if } x_1 \text{ is } A_1; x_2 \text{ is } A_2; \dots; x_m \text{ is } A_m; \text{ then } Y \text{ is } Y_k$$

这里 $R^{(k)}$ 表示是第 K 条规则, x_1, x_2, \dots, x_m 是输入变量, Y 是输出变量, A_1, A_2, \dots, A_m 是输入模糊子集, Y_k 是输出模糊子集。当输入的维数增加时, 模糊规则数目将呈指数性增加, 导致对应的模糊神经网络结构庞大, 学习速度缓慢。为此, 我们采用粗集理论来提取规则, 使得规则数目减少, 且规则是不完全规则, 即规则的条件部分不必使用全部属性, 相应的神经网络是权值不完全连接的网络, 这样获得的模糊神经网络结构上变小了, 要训练的权值也减少了。

采用 RS 理论对模糊神经网络决策模型进行优化策略的基本思想是: 分析样本数据, 对连续属性值进行离散化, 形成决策表, 然后利用粗糙集理论对条件属性、及属性值进行相对约简, 从决策表中提取规则, 确定模糊神经网络的初始拓扑结构, 再利用原始数据对网络进行训练, 调整网络结构, 从而得到最优威胁估计综合评判模型。在综合 RS 理论和 FNN 网络的基础上给出 RFNN 模型, 如图1所示。

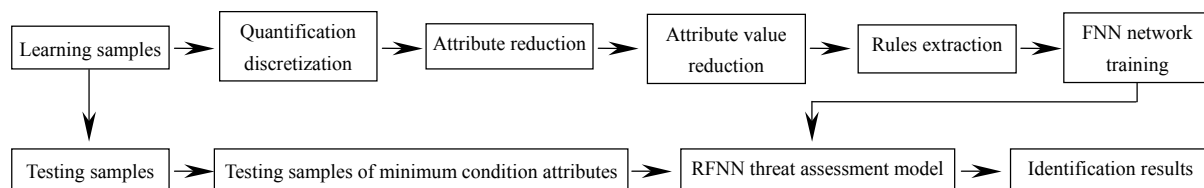


图 1 RFNN 模型

Fig.1 RFNN model

4 仿真分析

4.1 数据准备

空中目标的威胁程度是指空袭兵器对被保卫目标进行侵袭成功的可能性及侵袭成功时可能造成的破坏程度。威胁评估与排序是在目标识别的基础上进行的一个环节, 将为目标分配提供依据。评估指标集的确定对于在衡量各种因素的基础上做出全面评价是很重要的, 不同的指挥控制系统要求有不同的评价指标集。结合实际系统, 选取 5 个指标^[7]如下:

·空袭兵器类型(属性 A_1), 如战术弹道导弹、轰炸机、歼击轰炸机、武装直升机等;

- 目标的速度(属性 A_2), 如 300m/s, 600m/s 等;
 - 目标的航向角(属性 A_3), 如 5° , 10° 等;
 - 目标的距离(属性 A_4), 如 100km, 200km 等;
 - 目标的高度(属性 A_5), 如高空, 中空, 低空, 超低空;
- 本文选取 40 组样本作为训练样本, 所选样本(部分)属性见表 1

表 1 原始数据表

Table 1 Original data

Target	Attribute	Target style	Target speed / (m/s)	Course angle / ($^\circ$)	Target height	Distance / km	Decision attribute value
1		Large	400	5	Middle altitude	100	0.486
2		Large	720	5	Middle altitude	150	0.525
3		Small	8 000	8	High altitude	200	0.647
4		Large	4 000	22	High altitude	120	0.362
5		Large	320	3	Ultralow altitude	100	0.472
6		Gunship	100	18	Ultralow altitude	120	0.265
7		Large	500	12	Low altitude	250	0.442
8		Gunship	80	24	Low altitude	300	0.289
9		Small	600	20	Low altitude	200	0.625
10		Large	480	28	Middle altitude	250	0.256
⋮		⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
39		Gunship	100	32	Middle altitude	400	0.186
40		Small	800	3	High altitude	120	0.765

表 2 约简后的决策表

Table 2 Reduced decision table

Sequence number	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	D
1	2	*	3	*	3	2
2	*	3	3	2	3	3
3	3	*	3	*	2	2
4	2	*	*	*	3	1
5	*	3	*	4	3	3
6	3	*	*	3	*	1
7	3	1	3	2	*	2
8	1	1	*	*	*	1
9	3	*	3	*	3	3
10	*	3	3	4	*	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11	3	*	*	4	3	1
12	3	*	2	3	3	2
13	2	1	2	2	2	2
14	2	3	3	4	1	3

4.2 连续属性值离散处理

粗糙集方法是一类符号化分析方法、所有的属性值均看成定性数据, 因此对连续属性值离散化是 RS 理论应用的关键问题之一, 本文首先对原始数据表中定性的属性采 G.A.Miller 的 9 级量化理论进行量化^[8]; 对定量属性采用区间量化, 决策属性值 $y \in [y_{\min}, y_{\max}]$, 将其 n_i 等分, 等分点用 y_j 表示。设决策属性值 y , 求 y_k 。使得:

$$|y - y_k| = \min_{j=1,2,\dots,n_i} \|y - y_j\| \quad (k = 1, 2, \dots, n_i)$$

(10)

k 即为决策属性的离散值。根据决策系统的实际情况, 将属性 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_5 离散为 3 类, A_4 离散为 4 类, 决策属性值(D)分为 3 类, 对表 1 的所有属性值离散化后, 将表 1 的连续属性值用离散属性值代替, 得到离散化后的信息表(决策表)(略)。

4.3 属性约简、值约简(规则简化)

将决策表按 2.2 所示方法进行约简, 删除冗余属性(本例无冗余属性), 再进行值约简, 删除所有对提取规则无关的属性值, 就得到学习后的规则。本文采用的启发式的值约简算法。其基本思想是逐个删除信息表中的冗余属性值。对冗余属性值的判断依据是试探性删除该属性值后信息表是否会产生重复记录或不相容, 若产生不相容则表明该属性值直接影响决策, 是必须保留的属性值。具体步骤见文献^[9], 约简后的决策表见表 2, 符号“*”表示该条件属性的属性值不影响决策属性的属性值。故在响应的 if-then 规则的条件部分可省去该条件属性。

4.4 模糊神经网络构

按表 2 的规则构造模糊神经网络见图 2。

本文选用的模糊神经网络是 5 层前馈网络, 第一层为输入层、第二层为隶属函数层, 它的作用是计算各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属度函数 u_i^j , 其中 $u_i^j = u_{A_i}^j(x_i)$; $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i, n$ 是输入量的维数, m_i 是 x_i 的模糊分割数。本文中的所有隶属度函数均采用 Gauss 函数。

$$u_i^j = \exp \left| -\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right|$$

(11)

该层的总节点数 $N_2 = \sum_{i=1}^n m_i$; 第 3 层神经元的作用是来匹配经粗糙集约简后的规则的前件, 计算出每一个规则的适用度。

$$\alpha_i = \min(u_1^{i_1}, u_2^{i_2}, \dots, u_n^{i_n}),$$

其中, $i_1 \in \{1, 2, \dots, m_1\}$, $\dots, i_n \in \{1, 2, \dots, m_n\}$, $j = 1, 2, \dots, m$ 。该层节点数为最简规则表中规则的条数; 第 4 层神经元的作用是用来匹配经粗糙集约简后规则的后件。此层代表规则的决策部分。第 4 层神经元计算公式:

$$q_i^{j=1} = \sum_{k=1}^p \alpha_j^k / \sum_{i=1}^{m'} \sum_{k=1}^p \alpha_j^k \quad (12)$$

其中: $i \in \{1, 2, \dots, m'\}$, $k \in \{1, 2, \dots, p\}$, $j = 1, 2, \dots, m$, 该层节点数为 m' 。第五层为去模糊层, 所实现的是清晰化运算。即 $y = \sum_{i=1}^{m'} \omega_i q_i^j$, 该网络是多输入单输出型, 故该层有 1 个神经元, 网络所采用的误差代价函数为 $E = 1/2(y_d - y)^2$, 其中 y_d 表示目标输出, 学习算法采用改进的 BP 算法, 需学习的参数为第五层的连接权 ω_i 及第二层的模糊隶属函数的均值 c_{ij} 和方差 σ_{ij} 。构造好网络后, 对网络进行训练, 训练误差精度设为 10^{-3} , 学习过程稳定收敛, 并且速度很快, 18 次循环后, 已达到允许误差范围, 仿真输出和目标输出及网络训练误差曲线见图 3 及图 4。

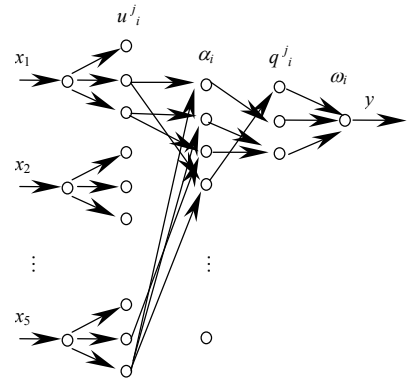


图 2 RFNN 结构简图

Fig.2 RFNN topology structure

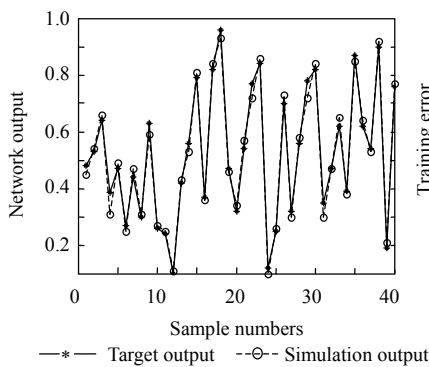


图 3 网络仿真输出和目标输出

Fig.3 Network simulation output and target output

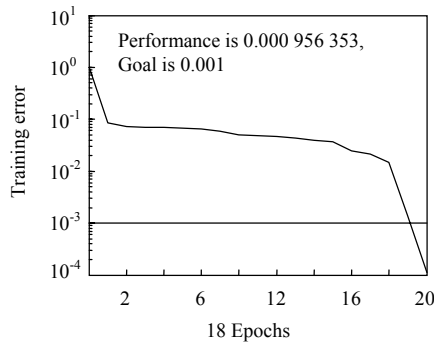


图 4 网络训练误差曲线

Fig.4 Network training error curve

表 3 对比结果

Table 3 Comparison results

Type	Time/s	Epochs	Rules	Convergence ratio
FNN	38.6	424	324	90
RFNN	2	18	14	72

4.5 算法比较

将同样的训练样本送入模糊神经网络进行训练, 二者对比结果见表 3。

5 结 论

通过利用粗糙集理论中核与约简的知识, 可消除初始决策表中冗余信息, 从而得出针对原始数据的最简规则, 克服了模糊神经网络在规则表建立上存在的盲目性。由于使用粗糙集理论提取的规则, 是不完全规则, 用到的只是一部分属性, 而空战信息往往是不精确的, 不一致, 不完整的不完备信息, 特别适合对空战信息的融合。基于粗糙集的模糊网络不需领域专家知识, 能总结自身的经验, 从事例中提取规则, 因而具有更高的智能性和实时性。实验证明, 本文所述威胁估计方法, 简单易行, 获取大量实验数据后, 可以离线处理。形成规则简单明了, 且基本反映客观事实。对于系统的智能化和小型化有一定的参考价值, 是把粗集-模糊神经网络用在防空 C³I 系统中的有益尝试。

参考文献:

- [1] Tomoe Entani. Analytic Hierarchy Process Based on Interval Analysis[C]// **International Fuzzy Systems conference**, 2001, 3: 956-959.
- [2] QU Chang-wen, HE You. A method of Threat Assessment Using Multiple Attribute Decision Making[C]// **ICSP'02 Signal**

- Proceedings**, 2002, **2**: 1091-1095.
- [3] 武传玉, 刘付显. 基于模糊评判的新防空威胁评估模型[J]. 系统工程与电子技术, 2004, **26**(8): 1069-1071.
WU Chuan-yu, LIU Fu-xian. New model of target threat assessment for air defense operation based on fuzzy theory[J]. **Systems Engineering and Electronics**, 2004, **26**(8): 1069-1071.
- [4] SUN Liang, HAN Chong-zhao. Dynamic Weighted voting for multiple classifier fusion: a generalized rough set method[J]. **Journal of Systems Engineering and Electronics**, 2006, **17**(3): 487-494.
- [5] GAO Jian, TONG Ming-an. Extracting decision rules for cooperative team air combat based on rough set theory[J]. **Chinese Journal of Aeronautics**, 2003, **16**(4): 223-228.
- [6] 胡寿松, 何亚群. 粗糙决策理论与应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2006.
HU Shou-song, HE Ya-qun. **Rough decision theory and application**[M]. Beijing: Beihang University Press, 2006.
- [7] 周 林, 娄寿春, 赵 杰. 基于 MADM 的威胁评估排序模型[J]. 系统工程与电子技术, 2001, **23**(1): 18-19, 41.
ZHOU Lin, LOU Shou-chun, ZHAO Jie. Model of Menace Assess Ordering Based on MADM[J]. **Systems Engineering and Electronics**, 2000, **23**(1): 18-19, 41.
- [8] 魏世孝, 周献中. 多属性决策理论方法及其在 C³I 系统中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.
WEI Shi-xiao, ZHOU Xian-zhong. **Approach of Multiattribute Decision - Theoretic and Its Application in the C³I System** [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1998.
- [9] 王艳梅, 胡小平, 李舟军, 等. 基于粗糙集理论的液体火箭发动机故障诊断[J]. 导弹与航天运载技术, 2006(2): 50-54.
WANG Yan-mei, HU Xiao-ping, LI Zhou-jun, *et al.* Fault Diagnosis Based on Rough Set Theory for Liquid Rocket Engine[J]. **Missile and Space Vehicles**, 2006(2): 50-54.

~~~~~  
(上接第 9 页)

- [4] SHEARER K, WONG K D, VENKATESH S. Combining multiple tracking algorithms for improved general performance[J]. **Pattern Recognition**, 2001, **34**(6): 1257-1269.
- [5] JOCHEN T. Self-Organized Integration of Adaptive Visual Cues for Face Tracking[J]. **Proc. SPIE**, 2000, **4051**: 397-406.
- [6] CRISAN D, DOUCET A. A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2002, **50**(3): 736-746.
- [7] DOUCET A, GODSILL A. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering [J]. **Statist.Computer**, 2000, **10**: 197-208.
- [8] CASELLA G, ROBERT C P. Rao-Blackwellisation of sampling schemes[J]. **Biometria**, 1996, **83**(1): 81-94.
- [9] YANG X, XIAO Q, RAAFAT H. Direct Mapping Between Histograms: An Improved Interactive Image Enhancement Method[C]// **Proc.of IEEE Int.Conf.on Systems**. Charlottesville, Virginia: [s.n.], 1991: 243-247.
- [10] HUTTENLOCHER D P, KLANDERMAN G A, RUCKLIDGE W J. Comparing Images Using the Hausdorff Distance[J]. **IEEE Trans Pattern Anal, Machine Intell**, 1993, **15**(3): 850-863.
- [11] 姚剑敏, 许廷发, 倪国强. 一种基于优化小波特征的非线性目标跟踪算法[J]. 光学精密工程, 2007, **15**(3): 428-433.  
YAO Jian-min, XU Ting-fa, NI Guo-qiang. Nonlinear target tracking method based on optimized wavelet features[J]. **Optics and Precision Engineering**, 2007, **15**(3): 428-433.
- [12] DOUCET A, GORDON N, KRISHNAMURTHY V. Particle filters for state estimation of jump markov linear systems[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2001, **49**: 613-624.