

文章编号:1004-4213(2010)11-2055-7

基于脑模型控制器的红外背景预测算法*

赵翠芳¹, 史彩成², 张长江¹, 汪晓东¹

(1 浙江师范大学 数理与信息工程学院, 浙江 金华 321004)

(2 北京理工大学 信息与电子学院, 北京 10008)

摘 要:在分析云背景红外图像空间分布上存在混沌现象的基础上,提出一种基于脑模型控制器的红外背景预测算法.该方法利用混沌具有短时可预测性的特点,对云背景图像进行预测,并根据云背景杂波和运动目标的混沌特性差异修正预测模型.仿真结果表明,该算法能有效地提高云背景的预测准确度,预测残差符合白噪音特性,对云背景杂波具有良好的抑制效果,能显著提高目标的信杂比,从而改善目标的检测性能.

关键词:红外图像;背景预测;混沌;脑模型控制器

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20103911.2055

0 引言

从占图像绝大部分面积的背景出发,充分利用背景来构造红外目标检测算法的思路越来越为人们所重视.典型的算法有自适应背景预测^[1-2]、空域滤波^[3]、形态学滤波^[4]、小波及其扩展域滤波^[5]、偏微分方程滤波^[6]、信息熵^[7]等等.这些方法大多基于随机系统理论和统计模型.实际上许多看似随机的不规则运动,其背后都存在着决定论法则.不规则运动如果是一种混沌现象,则通过混沌现象的决策论非线性技术,能在短期内进行较高准确度的预测^[8-10].

目前,用于混沌时间序列预测的神经网络模型大多数都采用反传算法的前向神经网络模型,这些模型虽然能够以任意准确度逼近光滑函数,但其学习的收敛速度很慢,不能实时校正模型,同时神经元模型有指数,运算时间长.脑模型控制器(Cerebellar Model Articulation Controller, CMAC)网络是一种具有线性结构、算法简单的局部化神经网络,由一个固定的非线性输入层和一个可调线性输出层组成,实质为自适应查表算法.由于信息以分布方式存储,CMAC 泛化能力强,学习速度快.

本文从分析云杂波背景空间分布上的混沌特性出发,引入 CMAC,对背景起伏较大、信噪比较低的云背景红外图像进行混沌预测,在提高预测准确度的前提下,能较大限度地抑制背景,从而有利于后续目标检测等工作.

1 云背景红外图像的空间混沌特性

为了通过云的外形特征(与生成过程有关)揭示云的物理本质,通常分为积状云(或直展云、对流云)和层状云.黄思训^[11]等指出,对流云具有极强的湍流特性,层状云中也有着湍流场.由于湍流的影响,云生成过程中其温度也存在着起伏.根据热辐射原理,红外图像与物体的表面温度和辐射率有关,故云层背景红外图像灰度值也存在着起伏.王兴元^[12]指出“如果把混沌广义地看作是具有自相似的随机过程和结构,则分形也可看作是一种空间混沌.反之,由于混沌运动具有在时间标度上的无规则自相似性,它可以看作是时间上的分形.”简单地说,分形是空间上的混沌,而混沌是时间上的分形.云杂波红外图像的空间分布看似随机,但其存在明显的分形特性.已有文献证实云背景图像在空间分布上存在明显的自相似性,这种自相似性就是分形特性.

要判断某一现象是混沌现象,普遍采用以下两种判据^[12]:1)当嵌入维数达到一定值后,分形维数不再随嵌入维的增加而增加,而是收敛于一个较为稳定的值;2)最大 Lyapunov 指数为正;对于多维系统存在的多个 Lyapunov 指数,只要有一个大于零,则表明系统存在混沌.

通常所讨论的混沌时间序列是自变量为时间 t 的函数,如果将自变量改为空间 x 或 y ,则可将混沌时间序列的性质应用到一维空间序列中.又满足二维空间分布的图像可按列或按行重新排列成一维序列.由此可以将复杂云背景图像转换成一维序列后,采用一般的混沌时间序列讨论方法来分析其混沌特性.

* 浙江省科技计划项目(2009C31123)资助

Tel: 0579-82282501

Email: xx98@zjnu.cn

收稿日期: 2010-02-26

修回日期: 2010-04-14

1.1 最大 Lyapunov 指数

采用小数据量法^[13]计算最大 Lyapunov 指数 λ_1 . 图 1 为不同季节下含云层背景的红外图像. 取时滞为 5, 嵌入维数 M 为 5~35, 抽取云层所在行, 先将数据如式(1)所示进行归一化处理

$$x(n) = \frac{y(n) - \bar{y}}{\max\{y(n)\} - \min\{y(n)\}} \quad (1)$$

式中: $\max\{\cdot\}$ 表示取最大值运算; $\min\{\cdot\}$ 表示取最小值运算; $\{y(n)\}$ 为原始的行向序列或列向序列; \bar{y} 为序列的平均值; $\{x(n)\}$ 为归一化序列.

逐渐增大嵌入维数 M , 计算李氏指数 λ_1 , 其关系曲线图如图 2. 随着嵌入维数的增大, 最大 Lyapunov 指数递减, 且最大 Lyapunov 指数为正. 说明云背景红外图像在重构相空间中是发散的, 初

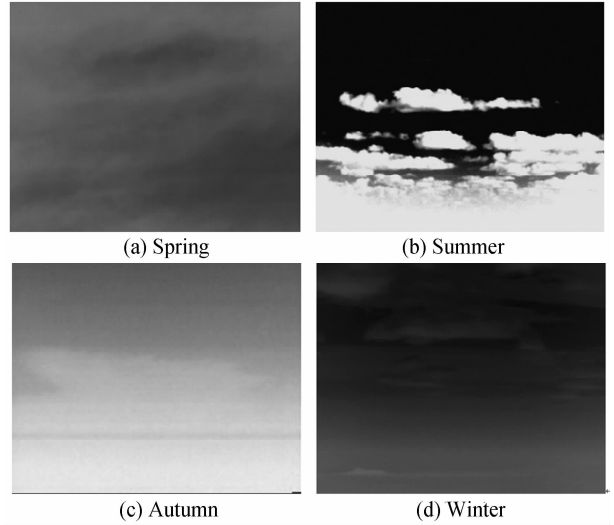
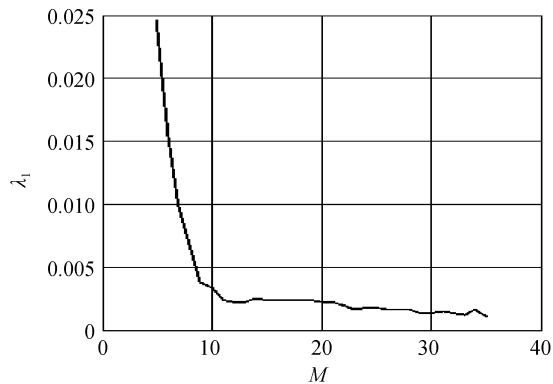
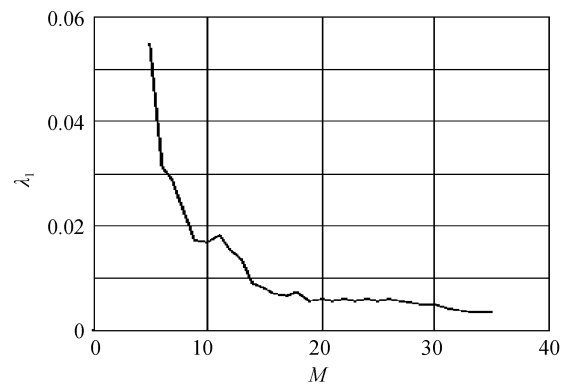


图 1 不同季节的红外图像

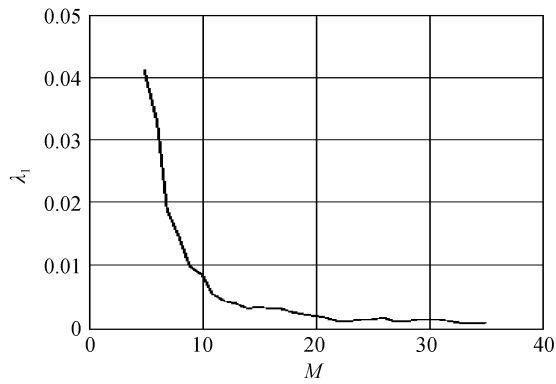
Fig. 1 IR images of different seasons



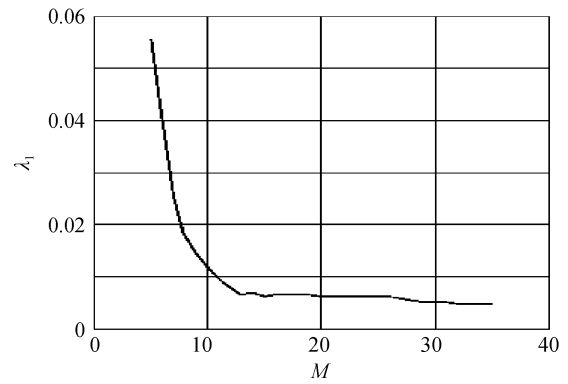
(a) Spring



(b) Summer



(c) Autumn



(d) Winter

图 2 嵌入维数 M 和最大 Lyapunov λ_1 指数曲线

Fig. 2 Curves of embedding dimension and the largest Lyapunov λ_1

始信息随着时间迅速损失, 很快掩盖了系统初始的状态, 即云层背景红外图像的数据在空间分布上具有混沌行为.

1.2 关联维数

取时滞为 5, 嵌入维数 M 为 5~35, 分别抽取图 1 中所示的红外图像云背景所在行, 计算关联维数

D ^[13]. 分形维代表了决定系统的混沌吸引子的自由度, 图 3 所示不同季节下的云层背景所在行的关联维数都是分数, 且随着嵌入维数的增大, D 最后趋于稳定. 说明云层背景红外图像在空间分布上存在混沌现象.

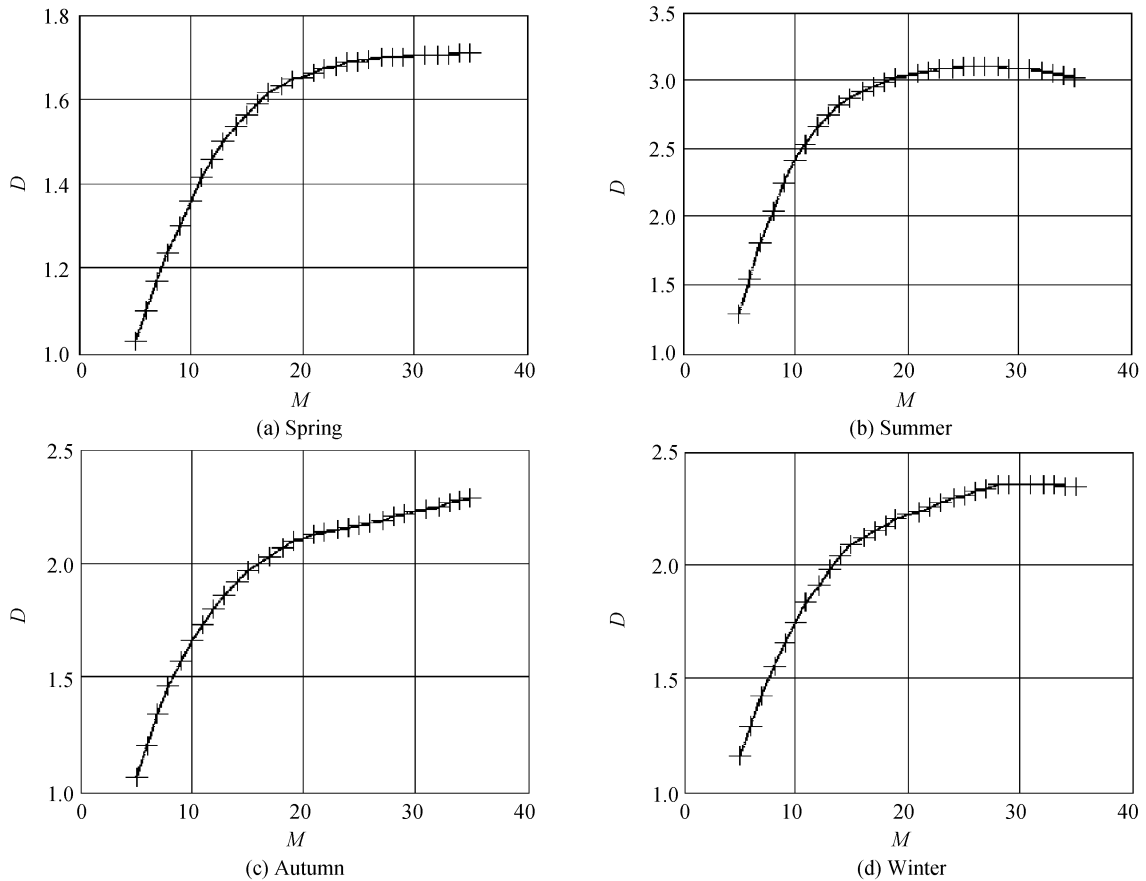


图3 嵌入维数 M 和关联维数 D 曲线
Fig.3 Curves of embedding dimension and the correlation dimension D

2 脑模型控制器

对于混沌预测,为使输入样本的邻近点参与预测过程,以给预测输出提供更多的信息, Haykin S 等^[9]指出用神经网络建模的一步预测函数为

$$x(t+1) = F([x(t), x(t-1), \dots, x(t-R+1)]) \quad (2)$$

式中: $\{x(n)\}$ 为混沌时间序列;相空间参量 $R \geq m\tau$, m 为嵌入维数, τ 为时滞; $[x(t), x(t-1), \dots, x(t-R+1)]$ 为输入值, $x(t+1)$ 作为目标值进行神经网络训练. 凭借网络的学习能力, 训练后神经网络的模型函数 \hat{F} 非常逼近于函数 F . 此时, 就可以用式(3)所示的网络模型来进行预测

$$\hat{x}(t+1) = \hat{F}([x(t), x(t-1), \dots, x(t-R+1)]) \quad (3)$$

式中: $\hat{x}(t+1)$ 为神经网络的预测值.

CMAC 是由 Albus 于 1975 年提出的一种模仿脑连接的控制模型, 是一种具有线性结构、算法简单的局部化神经网络模型^[14], 具有非线性映射、收敛快、计算简单(只有加减)等特点.

CMAC 模型如图 4, S 为输入状态空间, A 为存储单元地址, A_p 为伪随机压缩地址, 实际存放权的

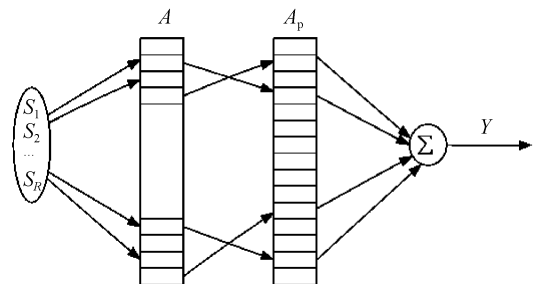


图4 CMAC 模型
Fig.4 CMAC model

存储区. 在 A 中有 C 个地址对应于某一个输入矢量 S_i , 在 A_p 中也有 C 个地址与此相应的权值累加作为输出, 输出值为

$$F(S_i) = \sum_{i=1}^C w_i \quad (4)$$

式中: w_i 为输出的调节权值.

用 CMAC 进行模型预测, 首先根据实际输入信号, 确定输入的量化级数 q , 每一维输入量化值周围有 C 个传感器同时被激活. C 应根据实际选择, 当 C 越大, 则映射能力越大. 其关系应满足

$$q^2 \leq (|A_p|/C-1)^C \quad (5)$$

CMAC 的学习采用 δ 学习率进行, 通常 F 不是一维的, 用 $F(S_i)$ 表示多维条件下的输出, F_0 为要求输出值, 通过调节 A_p 中与输出有关的 C 个地址

中的权 w_i 而得到,其公式为

$$dw = \frac{\beta}{C} (F_o - F(S_i)) \quad (6)$$

式中 β 为学习步长.

给定输入和输出,设定要求的误差 ϵ ,用式(2)反复进行学习,当 $|F_o - F(S_i)| \leq \epsilon$ 时,训练完毕,即得预测模型 \hat{F} .

3 云背景红外图像混沌预测算法

云背景下红外图像目标、背景信号可表示为

$$\begin{cases} H_1: x(n) = c(n) + s(n) & (\text{目标存在}) \\ H_0: x(n) = c(n) & (\text{目标不存在}) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $x(n)$ 为观测到的一维序列; $c(n)$ 为背景信号; $s(n)$ 为目标信号.

根据云层背景具有混沌现象这一先验知识,将具有典型云层背景的红外图像作为混沌预测模型的训练和验证样本,用训练样本进行学习,用验证样本检验模型的预测准确度.如果混沌预测模型对验证样本预测误差大,则将训练和验证样本一起作为训练样本进行模型学习,进一步提高混沌模型的预测准确度.在使用时,首先要进行红外图像样本收集,进而建立样本库,便于在不同环境条件下使用最优样本.

利用 CMAC 求解预测模型函数 \hat{F} ,将每个预测值 $\hat{x}(n+1)$ 与相应的实际值 $x(n+1)$ 进行比较得到预测误差 $\epsilon(n+1)$ 为

$$\epsilon(n+1) = |x(n+1) - \hat{x}(n+1)| = |x(n+1) - \hat{F}([x(n), x(n-1), \dots, x(n-R+1)])| \quad (8)$$

混沌预测器 \hat{F} 是由云背景训练得到,当红外图像像素点出现目标时,由于目标数据序列不存在混沌行为,则预测器 \hat{F} 的期望值 $\hat{x}(n+1)$ 与实际图像数据的存在较大误差 $\epsilon(n+1)$.

混沌行为具有短时可预测性,长时间不能预测,因此在对云层背景预测过程中,必须对混沌预测模型 \hat{F} 进行修正.

混沌预测可用于红外图像云背景预测,步骤为:

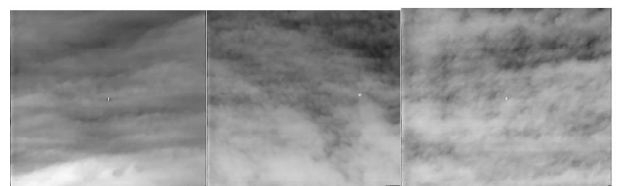
1) 选择典型的云层背景红外图像样本.采用式(2)的混沌预测模型进行训练,确定参量 R 和预测模型 \hat{F} .把行图像数据分成两部分:一部分大致为另一部分的两倍大小,开始选择较小的空间参量 R .用前一部分来训练网络,所得到的网络再用来预测出第二部分,与第一部分的实际比较并记下预测误差,然后从小到大地改变 R 的大小,重复上述步骤,记下每个 R 下对第二部分的预测误差.当 R 的大小增

大到再也不能进一步提高准确度为止,此时就是最优的参量 R .用该参量 R 对第一二部分合起来的整个序列再次进行训练,确定预测模型.

2) 采用混沌模型对实际红外图像数据 $x(n)$ 进行预测,根据预测模型 \hat{F} ,计算预测值 $\hat{x}(n)$ 及预测误差 $\epsilon(n)$.若预测误差 $\epsilon(n)$ 大于设定阈值,则该像素点为潜在目标点.考虑到目标点作为预测器输入信号时,输出的期望值与实际图像值也有可能存在较大误差,容易引起目标检测区域扩大,故此时用预测背景值 $\hat{x}(n)$ 替代原始序列中的目标值 $x(n)$.若预测误差小于设定阈值,则该像素点为背景,修正混沌预测模型.

4 仿真实验结果及分析

选取 5 幅真实红外图像基于 Matlab 软件平台进行算法仿真,图像分辨率为 352×288 .图 5 中不含目标的区域为训练图像,图 6 为测试图像.采用 CMAC 进行训练,逐步增大相空间维数.当 $R \geq 7$



(a) Training image 1 (b) Training image 2 (c) Training image 3

图 5 训练图像

Fig. 5 IR images for training



(a) Testing image 1

(b) Testing image 2

图 6 测试图像

Fig. 6 IR images for testing

后,最大预测误差的变化趋近于 0,选择参量 $R=7$,量化级数 $q=256$,输入量化同时激活 $C=2$ 个传感器.由式(5)得伪随机压缩地址 A_p

$$|A_p| \geq c \cdot [(q^2)^{1/c} + 1] \quad (9)$$

即此处取 $A_p=514$.

对本文提出的 CMAC 混沌背景预测方法和线性背景自适应预测方法(LMS)^[1]进行比较.图 7 给出了两种算法背景预测结果图(因成像质量问题,暂不考虑图像四周边缘 10 个像素以内的处理).显然,本文提出的混沌预测方法对于云层背景图像的预测是有效的,预测效果明显优于线性背景自适应预测.观察图 8 中所示的经各种算法背景抑制后的残差图

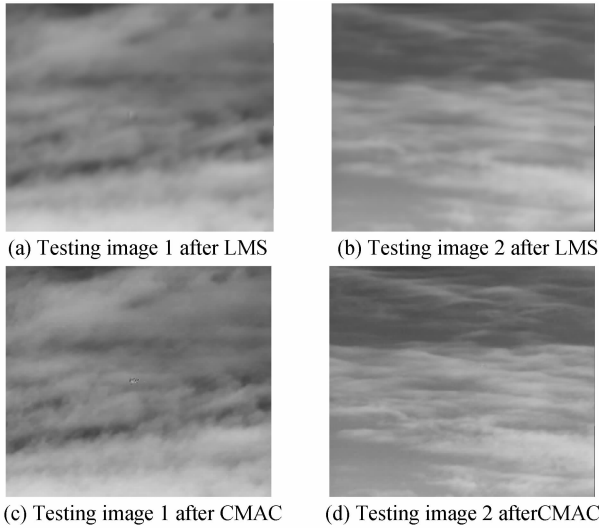


图7 不同算法背景预测图

Fig. 7 Estimated backgrounds based on different methods

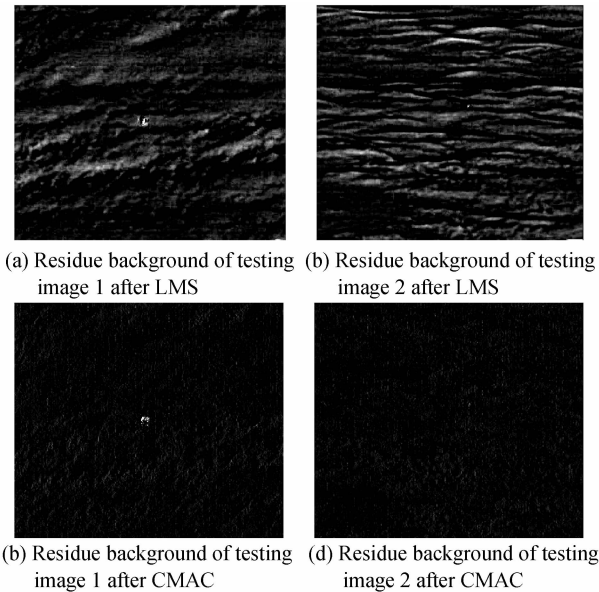


图8 不同算法背景残差图

Fig. 8 Residue backgrounds based on different methods

像(灰度值放大15倍),线性自适应方法残留背景较多,特别是对起伏较大的背景抑制性能差,混沌背景预测抑制起伏背景效果明显。

表1比较了各算法预测背景残差的均值和标准差,从表1中可以看出混沌预测对云背景具有较高的预测准确度。

表1 残留背景均值、标准差

Table 1 Mean and standard deviation of the residues

Test category		LMS	CMAC
Testing image 1	Mean	-0.372 2	0.007 6
Testing image 1	Standard deviation	3.781 0	1.077 1
Testing image 2	Mean	-0.322 2	-0.015 8
Testing image 2	Standard deviation	4.665 2	0.942 3

采用自相关锐度评估残差白化程度^[15],残差的自相关函数呈 δ 函数,功率谱平稳,则称此残差为白噪声随机过程。二维预测残差的自相关函数为

$$R(p, q) = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1M-1} \sum_{j=0}^{M-1} f(i, j) f(i-p, j-q) \quad (10)$$

式中: N, M 为二维数据坐标($0 \leq p \leq N-1, 0 \leq q \leq M-1$)。

定义自相关锐度 G_1 和 G_2 为

$$G_1 = \frac{R(0, 0)}{\frac{1}{NM-1} \left(\sum_{p=0}^{N-1M-1} \sum_{q=0}^{M-1} |R(p, q)| \right)} \quad (11)$$

$$G_2 = R(0, 0) / \max[|R(p, q)|], (p, q) \neq (0, 0), p \in [0, N-1], q \in [0, M-1] \quad (12)$$

若残留的自相关函数呈 δ 函数,锐度 G_1 和 G_2 越大,则越趋近白噪声。从残留背景图像数据中任意选择一个矩形区域,大小为 20×20 ,计算锐度 G_1 和 G_2 值,如表2。CMAC预测的方法残留的噪声白化程度明显优于线性自适应预测方法。

表2 背景残留噪声自相关函数锐度

Table 2 Auto-correlation function acuity of the residues

Test category		LMS	CMAC
Testing image 1	G_1	6.610 4	52.857 8
Testing image 1	G_2	1.157 1	3.284 5
Testing image 2	G_1	10.016 1	45.907 5
Testing image 2	G_2	1.229 3	2.324 1

目标信杂比的定义为

$$R_{SCR} = (\bar{S} - \hat{\mu}) / \hat{\sigma} \quad (13)$$

式中: \bar{S} 为图像中目标的平均灰度或目标最大灰度值,均取目标最大灰度值。对于全局信杂比而言, $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\sigma}$ 分别为背景的平均灰度和标准方差估计值;对于局部信杂比(LSCR)而言, $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\sigma}$ 分别为局部 32×32 区域背景的平均灰度和标准方差估计值。经两种算法处理后的目标全局与局部信杂比见表3。两种算法都能较大的提高目标的全局和局部信杂比,本文提出的算法比线性自适应算法更明显。

表3 不同算法处理后的信杂比

Table 3 SCR based on the different methods

Test category		Original image	LMS	CMAC
Testing image 1	R_{LSCR}	12.199 6	20.153 5	22.546 5
Testing image 1	R_{SCR}	3.480 0	33.422 9	132.110 0
Testing image 2	R_{LSCR}	4.173 5	10.609 8	11.770
Testing image 2	R_{SCR}	2.101 5	10.801 3	32.295 3

5 结论

对于红外弱小目标而言,它本身除了灰度信息以外很难找出别的特性(例如形状特性和几何结构特性等)。因此用来检测、识别弱小目标的可用信息除了目标本身的灰度信息外,还必须采用目标周围的灰度分布和灰度起伏特征。本文分析了云层背景

红外图像的空间分布具有混沌现象,利用 CMAC 模型的非线性逼近方式,提出了基于混沌预测的红外图像背景预测算法.实验结果表明:在图像背景起伏较大、信噪比低的情况下,该方法具有良好的背景预测准确度,能较大幅度地抑制背景,从而有利于后续目标检测的工作.但相比其他方法,利用混沌预测的红外图像背景预测算法是个十分复杂的问题,国内外在这方面的研究还处于探索阶段,此外,混沌预测方法计算量较大(目前还无法满足实时性要求),且前期需大量收集数据,建立红外图像云背景数据库.此外阈值选择的合适程度影响目标周围点的预测准确度,本文旨在分析利用混沌特性,探索混沌预测模型对红外背景图像进行预测的可行性.目前这一领域还比较年轻,还存在很多问题有待深入的研究,如数据库的建立,阈值的选取,实时性等;而今后也肯定会有更多更好的方法提出来.目前对混沌理论本身的深入研究以及将它在各学科中进行大规模的应用已成为共识.

参考文献

- [1] LI Ji-cheng, SHEN Zhen-kang, LU Xin-ping. Weak and small target detection based on adaptive predictions of IR background clutter[J]. *Laser and Infrared*, 2004, **34**(6): 478-482.
李吉成,沈振康,鲁新平.基于背景杂波自适应预测的红外弱小目标检测[J].*激光与红外*,2004,**34**(6):478-482.
- [2] CAO Yuan, YANG Jie, LIU Rui-ming. Detecting infrared small target by using tdlms filter based on neighborhood analysis[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2009, **28**(3): 235-240.
曹原,杨杰,刘瑞明.基于邻域分析 TDLMS 滤波器的红外弱小目标检测[J].*红外与毫米波学报*,2009,**28**(3):235-240.
- [3] LIU Wen, LIU Zhao-hui, XIONG Ren-sheng. A method to detect IR dim and small objects based on window[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(3): 618-620.
刘文,刘朝晖,熊仁生.一种利用窗口结构提取红外弱小目标的方法[J].*光子学报*,2008,**37**(3):618-620.
- [4] ZHANG Shi-jun, JING Zhong-liang, LI Jian-xun. Small target detection of infrared image based on energy features [C]. *Proceedings of the 2003 International Conference on Neural Networks and Signal Processing*, 2003, **1**: 672-676.
- [5] QIN Han-lin, ZHOU Hui-xin, LIU Shang-qian, et al. An algorithm for moving point target background suppression based on NSCT[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(12): 3318-3321.
秦翰林,周慧鑫,刘上乾,等.一种基于非下采样 Contourlet 变换的运动点目标背景抑制算法[J].*光子学报*,2009,**38**(12):3318-3321.
- [6] WANG Da-bao, LIU Shang-qian, ZHANG Feng. Novel infrared background suppression algorithm based on improved bidirectional diffusion [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2009, **20**(9): 1223-1227.
汪大宝,刘上乾,张峰.基于改进双向扩散滤波的红外背景抑制算法[J].*光电子·激光*,2009,**20**(9):1223-1227.
- [7] LI Xin, ZHAO Yi-gong, GUO Wei. Adaptive threshold detection method for dim and small target based on image complex degree[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(8): 2145-2149.
李欣,赵亦工,郭伟.基于复杂度的自适应门限弱小目标检测方法[J].*光子学报*,2009,**38**(8):2145-2149.
- [8] SANNASIRAJ S A, ZHANG H, BABOVIC V, et al. Enhancing tidal prediction accuracy in a deterministic model using chaos theory[J]. *Advances in Water Resources*, 2004, **27**(7):761-772.
- [9] HAYKIN S, LI X B. Detection of signals in chaos [J]. *Proceedings of IEEE*, 1995, **83**(1):95-122.
- [10] THOMPSON C, MULPUR A, MEHTA V, et al. Transition to chaos in acoustically driven flow[J]. *J Acoust Soc Am*, 1991, **90**(4): 2097-2103.
- [11] 黄思训,伍荣生.大气科学中的数学物理问题[M].北京:北京气象出版社,2001:292-302.
- [12] 王兴元.复杂非线性系统中的混沌[M].北京:电子工业出版社,2003:49-53.
- [13] 韩敏.混沌时间序列预测理论与方法[M].北京:中国水利水电出版社,2007:50-78.
- [14] 张立明.人工神经网络的模型及其应用[M].上海:复旦大学出版社,1993.
- [15] WU Hong-gang. Study on the technology of spatial-temporal non-stationary heavy clutter suppression and dim small moving target detection[D]. Xi'an: University of Electronic Science and Technology, 2006: 25-26.
吴宏刚.时空非平稳强杂波抑制与微弱运动目标检测技术[D].西安:电子科技大学,2006:25-26.

Infrared Background Prediction Algorithm Based on Cerebellar Model Articulation Controller

ZHAO Cui-fang¹, SHI Cai-cheng², ZHANG Chang-jiang¹, WANG Xiao-dong¹

(1 *College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321004, China*)

(2 *School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*)

Abstract: In order to predict the spectral reflectance of recto-verso halftone images, the scattering of light within paper and the ink penetration in the substrate is considered and the color spectral reflectance precise prediction model for recto-verso halftone images is proposed. Based on the assumption that the colorant is non-scattering, the paper is strong scattering substrate and both the colorant and ink have the same reflective index, the light along oblique path from the Williams-Clapper model is introduced for taking into account ink spreading. By the multiple internal reflections between the paper substrate and the print-air interface of light, a phenomenon occurs when printing an ink halftone in superposition with one or several solid inks. The ink-spreading model includes nominal-to-effective dot area coverage functions for each of the different ink overprint conditions by the least square curve fitting method and the network structure of multiple reflections. The modeled and the measured colors agree very well, which confirms the validity of the used model, and provides a theoretical foundation for color prediction analysis of recto-verso halftone images and the development of prints quality detection system.

Key words: Infrared(IR) image; Background prediction; Chaos; Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC)



ZHAO Cui-fang was born in 1979. She graduated from Beijing Institute of Technology with her Ph. D. degree of signal and information processing in 2009. Now she works as a lecturer at Zhejiang Normal University, and her research interests focus on signal image processing, target detection and track.