

# 基于物理模型的雾天图像复原新方法

陈 功 王 唐 周荷琴

(中国科学技术大学自动化系,合肥 230027)

**摘 要** 由于雾天场景的能见度很低,因此为了保证视频监控系统的正常工作,需要对视频图像进行去雾处理。根据光学原理,雾天条件下场景的能见度下降是与场景深度呈指数关系的,鉴于现有的基于物理模型方法的去雾效果不够理想,因此提出了一种新的基于物理模型的图像复原方法,该方法首先对雾天场景的光学成像建模;然后借助于一张晴天和一张雾天场景的参考图像,计算出场景各点的深度比关系,最后利用深度关系复原雾天图像或雾天视频。实验结果证明,该方法是有效的和实用的。

**关键词** 去雾 智能视频监控 图像复原 物理模型 场景

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)05-0888-06

## A Novel Physics-based Method for Restoration of Foggy Day Images

CHEN Gong, WANG Tang, ZHOU He-qin

(Department of Automation, University of Science & Technology of China, Hefei 230027)

**Abstract** Scene visibility is very low in foggy days. We need to defog the surveillance video to make sure the intelligent visual surveillance system work normally. According to optics theory, the reduction of scene visibility is exponential to the scene depth. The defog effect of existing model-based methods are not good enough. In this paper, a new physics-based method of image restoration is presented. This method models scene points in foggy day firstly. Then the scene depth is calculated for two images which are captured in clear day and foggy day respectively. Image or video taken in foggy day is restored using depth information finally. The experiments demonstrate the effectiveness and practicality of this method.

**Keywords** defog, intelligent visual surveillance, image restoration, physics model, scene

## 1 引 言

大多数的室外视频工作系统,如视频监控、地形勘测、自动驾驶等,都需要清晰准确地提取图像特征,但是在雾天情况下,由于场景的能见度降低,图像中目标对比度和颜色等特征被衰减,系统无法正常工作,因此需要在视频图像中消除雾气对场景图像的影响。雾天图像复原也称为去雾,如今已有多种去雾算法,具体的可以分为非模型的方法和基于物理模型的方法两类。早期的去雾算法是用简单的图像处理方法改变对比度,如直方图均衡化和对比

度拉升等,由于能见度具有指数衰减特性,因此这些方法并不能取得很好的去雾效果。典型的非模型方法还包括基于小波和基于大气调制传递方程的方法。文献[1]就是使用基于小波的方法对多幅雾天图像进行融合来获得一张较好的图像,但这种方法只能相对地提高图像质量,并不能实现真正意义上的去雾。文献[2]借助于大气调制传递方程进行雾天衰减图像的处理,但是需要事先知道雾气浓度和场景深度,在实际应用中难以实现。相比之下,基于物理模型的方法却能够取得较为理想的去雾效果。一些学者利用 McCartney 提出的大气散射模型<sup>[3]</sup>,通过对雾天场景建模来解决雾天图像的去雾问题,

**基金项目:**中国科学院自动化研究所-中国科学技术大学智能科学与技术联合实验室自主研究课题基金项目(A0602)

**收稿日期:**2006-07-25; **改回日期:**2006-12-12

**第一作者简介:**陈 功(1980 ~ ),男。2003 年获中国科学技术大学自动化系自动控制专业学士学位,现为该校自动化系模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究方向为图像处理、智能交通系统、嵌入式系统开发等。E-mail: chengong@mail.ustc.edu.cn

包括从雾天的图像中粗略估计场景点的深度,并绘制完整的场景深度图<sup>[4,5]</sup>,以及利用模型来对雾天图像去雾<sup>[6,7]</sup>。如 Narasimhan 等人先从 RGB 色彩空间出发推导出二值的散射模型<sup>[7]</sup>,然后利用两幅或更多的雾天图像通过计算场景的3维结构来对场景图像去雾。但是,由于他们假设大气散射系数并不随着光的波长而变化,这个假设在雾天情况下只是近似成立,因此,二值散射模型对于那些颜色与雾气相差不大的物体恢复效果并不理想,且其所做的实验也只是针对静态场景。

本文提出一种新的基于物理模型的去雾方法。该方法针对彩色的场景图像进行处理,先利用 McCartney 提出的大气散射模型推导出雾天情况下的光学成像物理模型,再通过计算得到各模型参数,最后实现对视频图像的去雾。考虑到物理模型参数对去雾效果的影响,本文采用一种新的参数计算方法,并且从 R、G、B 3 个色彩通道分别计算参数,这就保证了雾天模型的准确性。本文方法需要借助于两张场景的参考图像,其中一张是晴天条件下的场景图像,它决定了图像复原的质量;另外一张是雾天条件下的场景图像,用它与晴天图像来一起计算得到场景的深度图。实验结果表明,这种方法对雾天视频的去雾效果比较理想,不仅适合于静态场景,而且对动态场景也能够有效地去雾,实践表明,其应用于视频监控系统可以改善雾天条件下的运动物体检测。

## 2 物理模型

众所周知,光的散射现象发生在光的传播过程中,当一束光与悬浮在空气中的粒子发生接触时,由于部分光被粒子散射,致使光强被削弱。散射不但跟粒子的大小、形状等粒子特性有关,而且还依赖于光的波长、偏光状态等。McCartney 于 1975 年提出了著名大气散射模型,即在雾天情况下,大气散射模型中起主导作用的是其中的衰减模型和环境光模型两个模型。

衰减模型描述了光从场景点传播到观测点之间的削弱过程。如图 1 所示,由于大气散射作用,沿直线传播的光束中有部分光被散射后改变了方向,只有一部分能到达观测点。若用  $D(d, \lambda)$  表示观测点接收到的场景点光强,则这一过程可以表示为

$$D(d, \lambda) = D_0(\lambda) e^{-\beta(\lambda)d} \quad (1)$$

其中,  $d$  是场景点到观测点的距离,通常称为光程;  $\lambda$  是光的波长;  $\beta(\lambda)$  称作大气的散射系数,它表示单位体积的大气对光的散射能力,  $\beta(\lambda)d$  一般称为光学深度;  $D_0(\lambda)$  是场景点处的辐照度,其代表发出的光强。可见,场景点发出的光是随着光程  $d$  的增加以指数衰减的。模型中假设天空区域完全被云层覆盖,并且光强变化比较平缓,这个假设在雾天情况下可以满足。

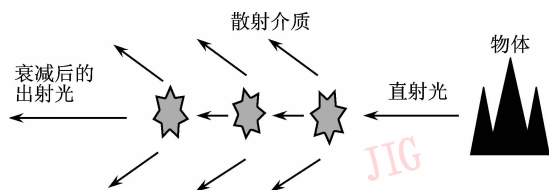


图 1 衰减模型

Fig. 1 Attenuation model

环境光模型描述了周围环境中的各种光经过大气粒子散射后,对观测点所观测到的光强的影响。环境光包括直射的阳光、天空漫射的光线和地面反射的光线等(如图 2 所示),这些光经过散射后,有部分光会到达观测点。若用  $A(d, \lambda)$  表示观测点接收到的环境光强,  $A_{\infty}(\lambda)$  代表周围环境光的总强度,则这一模型可表示如下:

$$A(d, \lambda) = A_{\infty}(\lambda) (1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \quad (2)$$

其中,参数  $d$ 、 $\lambda$ 、 $\beta(\lambda)$  的定义与式(1)相同。

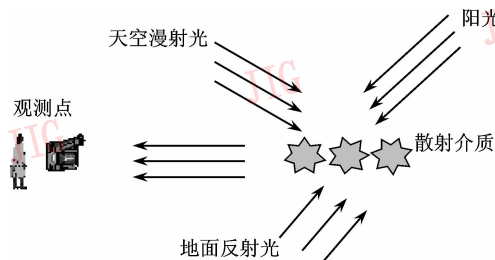


图 2 环境光模型

Fig. 2 Airlight model

根据以上两个模型的描述,雾天情况下,观测者接收到的点光强应该由两部分组成。雾天的物理模型可表示如下:

$$\begin{aligned} E(d, \lambda) &= D(d, \lambda) + A(d, \lambda) \\ &= D_0(\lambda) e^{-\beta(\lambda)d} + A_{\infty}(\lambda) \times (1 - e^{-\beta(\lambda)d}) \end{aligned} \quad (3)$$

注意到  $\beta(\lambda)$ 、 $D_0(\lambda)$ 、 $A_{\infty}(\lambda)$  等参数都与光的波长相关。不同波长的光与大气粒子的散射作用是不同的,即散射系数  $\beta$  和波长  $\lambda$  有如下关系:

$$\beta(\lambda) \propto \frac{1}{\lambda^\gamma} \quad (4)$$

其中,  $0 \leq \gamma \leq 4$ ,  $\gamma$  的取值取决于大气中的粒子大小。在纯净的空气中, 由于粒子的半径远小于光的波长, 因此散射作用很弱, 这种情况下,  $\gamma = 4$ , 可见散射对波长的选择性很强; 在浓雾情况下, 由于雾气粒子的半径大于光的波长, 因此其在可见光范围内由波长导致的散射系数变化甚小, 此时  $\gamma \approx 0$ 。

由于现有的基于物理模型的去雾方法都对这种波长依赖关系忽略不计, 这样就会不可避免地引入建模误差。本文利用上面的雾天物理模型, 以 R、G、B 三色光的波长分别近似代表各个波段, 由式 (3) 推导出新的计算模型:

$$E_k = D_0^{(k)} e^{-\beta_k d} + A_\infty^{(k)} (1 - e^{-\beta_k d}), k = R, G, B \quad (5)$$

若通过在 R、G、B 3 个色彩通道分别计算模型参数, 则相比于综合各个通道的参数计算方法, 由于其降低了波长变化对模型准确度的影响, 从而提高了精度。

### 3 雾天图像复原方法

#### 3.1 算法流程

本文去雾算法流程如图 3 所示。该算法首先利用晴天参考图像、雾天参考图像和场景的先验知识来计算雾天物理模型的部分参数, 并借助于这些参数估算出场景中各个点与某一固定点的深度比; 然后利用晴天参考图像和计算得到的场景深度比值对雾天视频图像进行处理来计算出模型参数和各个场景点的光学深度; 最后实现图像去雾。

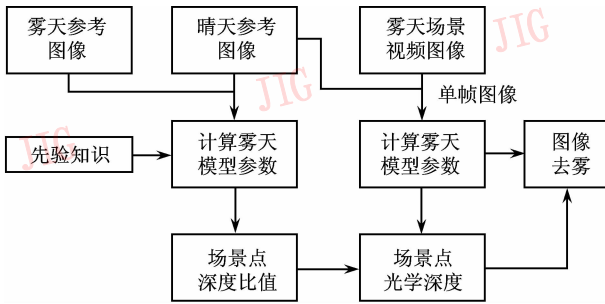


图 3 去雾算法流程图

Fig. 3 The flow chart of defog method

#### 3.2 雾天模型参数计算

想要利用物理模型实现雾天图像复原, 就必须估算出模型中的各个参数, 其中包括  $E_k$ 、 $D_0^{(k)}$ 、 $A_\infty^{(k)}$  和  $\beta_\infty d_A$ 。在式 (5) 中,  $E_k$  和  $D_0^{(k)}$  可以从图像的像素值获

取。其中,  $E_k$  可用雾天场景点的像素值表示,  $D_0^{(k)}$  可用晴天场景点的像素值表示。这里要对选取的晴天参考图像有所限制, 即要求图像中的阳光均匀地覆盖场景每个区域, 这样才能保证基于像素点计算的准确性。

下面考虑参数  $A_\infty^{(k)}$  的计算, 文献 [4] 和文献 [7] 的方法都是采用雾天图像的天空区域来估计周围环境光的总强度  $A_\infty^{(k)}$ , 这样的估计不仅不太准确, 而且有很大局限性, 比如在场景不包含天空区域时, 就无法实现。本文提出了一种新的参数计算方法, 即首先利用场景的先验知识来找到几个深度相同的场景点, 也可以是一个小区域, 称为 iso-depth 区域; 然后取这个区域中颜色差异较大的两个点, 例如图 4 中的点 A 和点 B, 记它们的深度为  $d_A$ 。



图 4 Iso-depth 区域中选取点示意图

Fig. 4 Illustration image of iso-depth area selection

以下的计算是在 R、G、B 3 个色彩通道分别进行, 公式中的  $k = \{R, G, B\}$ 。计算时, 首先将晴天和雾天场景图像中的 A、B 两点的像素值代入模型, 并用下标 A、B 区分, 如式 (6)、式 (7) 所示,

$$E_B^{(k)} = D_{0,B}^{(k)} e^{-\beta_k d_A} + A_\infty^{(k)} (1 - e^{-\beta_k d_A}) \quad (6)$$

$$E_A^{(k)} = D_{0,A}^{(k)} e^{-\beta_k d_A} + A_\infty^{(k)} (1 - e^{-\beta_k d_A}) \quad (7)$$

然后将  $e^{-\beta_k d_A}$  与  $A_\infty^{(k)}$  看成变量, 并解这个二元一次方程组, 有

$$\beta_k d_A = -\ln \left( \frac{E_A^{(k)} - E_B^{(k)}}{D_{0,A}^{(k)} - D_{0,B}^{(k)}} \right) \quad (8)$$

$$A_\infty^{(k)} = \frac{E_B^{(k)} \times D_{0,A}^{(k)} - E_A^{(k)} \times D_{0,B}^{(k)}}{(D_{0,A}^{(k)} - D_{0,B}^{(k)}) - (E_A^{(k)} - E_B^{(k)})} \quad (9)$$

通过简单的计算, 可以得到模型的参数  $A_\infty^{(k)}$  以及点 A 的光学深度  $\beta_A^{(k)}$ 。

#### 3.3 场景深度计算

可先利用前面获得的环境光总强度, 按照下式对每一个场景点光学深度进行计算:

$$\beta_k d_i = -\ln \left( \frac{E_i^{(k)} - A_\infty^{(R)}}{D_{0,i}^{(k)} - A_\infty^{(R)}} \right), i = 1, \dots, m \times n \quad (10)$$

然后计算每个场景点与A点的深度比值

$$\frac{d_i}{d_A} = \frac{1}{3} \left( \frac{\beta_R d_i}{\beta_R d_A} + \frac{\beta_G d_i}{\beta_G d_A} + \frac{\beta_B d_i}{\beta_B d_A} \right) \quad i = 1, \dots, m \times n \quad (11)$$

最后根据深度比值,就可以画出场景的相对深度图。

### 3.4 去雾实现

前面介绍了场景点光学深度的计算,由于参考图像与雾天视频中的雾气浓度有所差异,所以还必须计算当前雾的浓度下的光学深度。可用 $\hat{\beta}$ 来表示视频中的大气散射系数,以区别于 $\beta$ 。去雾可采用3.2节的方法,对晴天图像和雾天视频中的单帧图像进行处理,首先得到 $\hat{A}_\infty^{(k)}$ 以及 $\hat{\beta}_k d_A$ ;然后利用前面得到的场景点深度比值来计算每个场景点新的光学深度:

$$\hat{\beta}_k d_i = \hat{\beta}_k d_A \times \frac{d_i}{d_A} \quad i = 1, \dots, m \times n \quad (12)$$

在得到模型参数和场景点光学深度后,再利用下式进行雾天图像复原。

$$D_i^{(k)} = [E_i^{(k)} - \hat{A}_\infty^{(k)} (1 - e^{-\hat{\beta}_k d_i})] \times e^{\hat{\beta}_k d_i}, \quad i = 1, \dots, m \times n \quad (13)$$

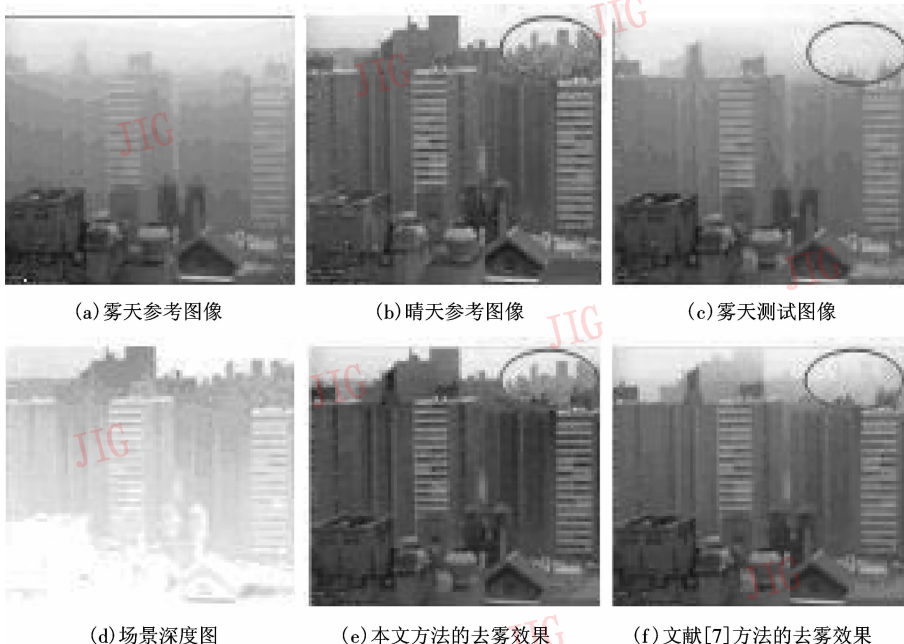


图5 静态场景去雾实验结果

Fig. 5 Experimental result of static scene

## 4 实验结果及性能分析

为了验证算法的有效性以及实用性,本文分别针对静态场景、动态场景和监控视频进行了大量的图像去雾实验。

### 实验1 静态场景

该实验是利用前面描述的算法对一个静态场景进行去雾,静态场景指的是不包括运动物体的场景,实验结果如图5所示,其中图5(a)和图5(b)是去雾处理中需要的雾天和晴天参考图像;图5(c)是用来测试的雾天图像,注意到它与参考的雾天图像的雾气浓度是不一样的;图5(d)是计算得到的场景点深度图,图中用像素灰度将点的深度进行量化表示,距离镜头越远,灰度值越小,可见天空区域在深度图中没有意义;图5(e)是用本文的方法去雾后的图像;图5(f)是根据文献[7]的方法得到的去雾效果图,由图5(e)与图5(f)对比可以看到,本文的算法对场景的恢复明显好于文献[7]中的方法,特别是远处被浓雾覆盖的部分区域(如图中标识区域)还能够再现出来。

### 实验2 动态场景

动态场景中不但包括固定的景物(背景),也包括运动物体(前景)。要使本文方法适用于动态场景,就必须对前景的深度进行估计。本文方法是用

参考图像中的场景点深度来代替相应位置上的前景深度,这一近似在绝大多数的监控场景中都能成立。同时,为了减少参考图像中的前景对去雾效果的影响,本文采用背景提取的方法,分别对一段雾天视频

和一段晴天视频进行处理,以得到需要的参考图像。背景提取方法的选择与去雾模型的效果并不相关,这里采用的是混合高斯的方法。图 6 列出了参考图像和去雾的实验结果。其中图 6(a)是采用的雾天参考图像,图 6(b)是晴天参考图像,图 6(c)是雾天的动态场景,其中包含了车辆、行人等运动物体,图 6(d)是去雾后的效果。由图 6(d)可以看到,其在保留运动物体的同时,场景能见度得到了提高,可见本文的算法对于动态场景的去雾也是有效的。

实验 3 监控视频

该实验是对视频监控系统中的视频进行去雾,即先对一段雾天视频进行去雾处理,然后分别从源视频和处理后的视频中提取运动物体,最后比较去雾前后的效果。考虑到视频监控应用中的实时性要求,动态场景的深度图只需要计算一次,并且要在处理实时的视频数据之前得到。图 7 列出了视频去雾

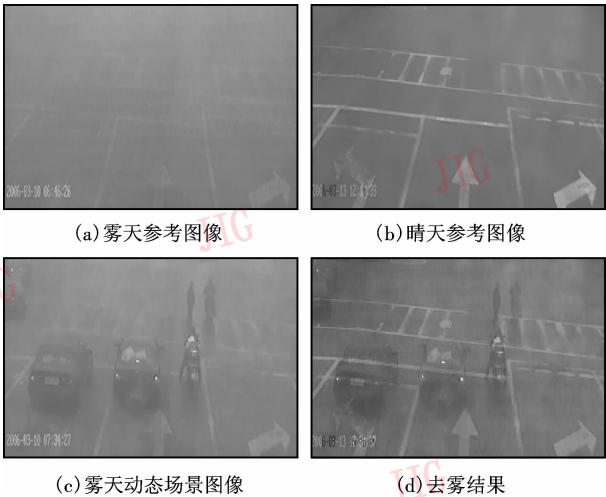


图 6 动态场景去雾实验结果  
Fig. 6 Experimental result of dynamic scene

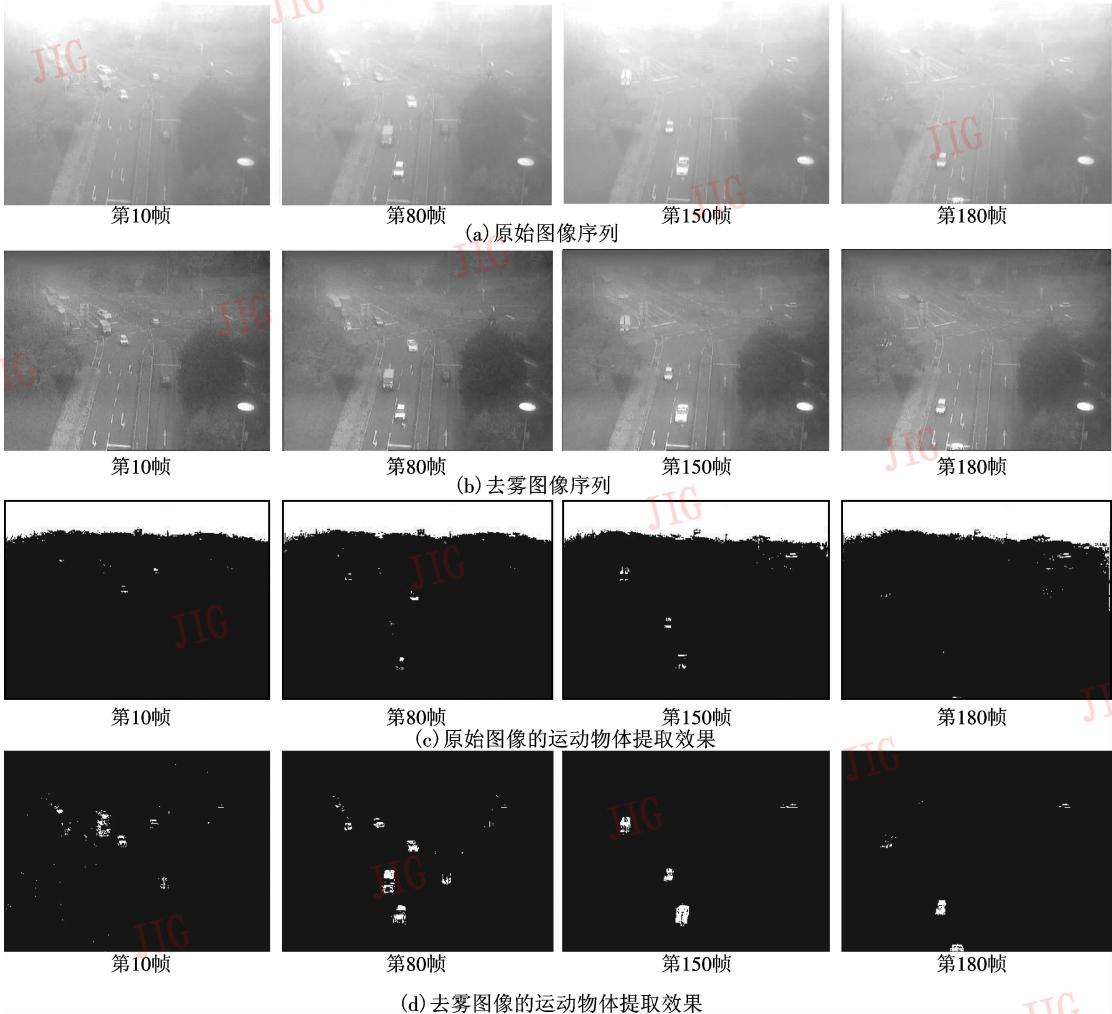


图 7 雾天监控视频实验结果

Fig. 7 Experimental result of foggy day surveillance video

以及运动物体提取的效果图。对比列出的4帧视频截图,由图7(a)和图7(b)可以看到,场景的能见度有了很大提高。处理时可用背景差分的方法提取运动物体,对于原始视频,由于雾气的影响,无法找到最合适的阈值来提取运动物体,如果最终选定的阈值为100,则减小阈值会在前景中加入过多雾气噪声,而增大阈值则会出现漏检;对于去雾视频,阈值选为40时比较理想。对比图7(c)和图7(d)可以看出,去雾后的运动物体检测效果显著提高。另外,算法在处理分辨率为 $320 \times 240$ 的视频时,每一帧图像的处理时间只需要8ms,可满足视频监控系统的实时性要求。

## 5 结 论

为了对视频监控中的雾天视频进行去雾处理,本文提出了一种新的基于物理模型的雾天图像复原算法。与已有的基于物理模型的去雾方法相比,该方法有以下特点:(1)采用新的模型参数计算方法,更加实用且计算简单;(2)参数计算时,R、G、B 3个色彩通道分别进行,可减小光的波长对模型参数的影响,使得模型更加准确;(3)不仅可以对静态场景去雾,还能应用于动态场景以及雾天监控视频。大量实验结果表明,本文的算法在处理静态场景和动态场景时都有很好的去雾效果,在处理监控视频时

也能够有效地去雾,并能够显著地提高运动物体的检测质量。另外,算法对单帧视频图像的处理时间很短,可应用于实时的视频监控系统中。

## 参考文献 (References)

- 1 Grewe L L, Brooks R R. Atmospheric attenuation reduction through multisensor fusion [ A ]. In: Proceedings of the SPIE International Conference Society for Optical Engineering on Sensor Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications II [ C ]. Orlando, Florida, United States, 1998:102 ~ 109.
- 2 Yitzhaky Y, Dror I, Kopeika N S. Restoration of atmospherically blurred images according to weather-predicted atmospheric modulation transfer function [ J ]. Optical Engineering, 1998, 36 ( 11 ): 3064 ~ 3072.
- 3 McCartney E J. Optics of Atmosphere: Scattering by Molecules and Particles [ M ]. New York: John Wiley and Sons, 1976:23 ~ 32.
- 4 Cozman F, Krotkov E. Depth from scattering [ A ]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [ C ]. San Juan, Puerto Rico, 1997:801 ~ 806.
- 5 Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6):713 ~ 724.
- 6 Oakley J P, Satherley B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for degradation [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(2):167 ~ 179.
- 7 Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the atmosphere [ J ]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3):233 ~ 254.