

热红外与可见光视频融合的运动目标检测

张 笙^{1,2} 严云洋^{1,2,3} 李郁峰²

(淮阴工学院计算机工程学院 淮安 223003)¹ (西南科技大学计算机科学与技术学院 绵阳 621010)²
(淮安市物联网技术及应用研究重点实验室 淮安 223003)³

摘 要 在室外环境中,可见光相机可以获取场景中丰富的纹理细节和光谱信息,但受光照变化的影响很大;而热红外相机对光照变化不敏感,但热红外成像对比度低、颜色信息缺失。为了充分利用两者的互补信息,实现运动目标的精确检测,同时提高检测的鲁棒性,提出了一种应用 RGBT 混合高斯模型的目标检测方法。该方法将热红外图像作为第4个分量加入到传统的混合高斯模型中,提高了算法的正检率;还引入了阴影去除算法,增强了算法的鲁棒性。实验表明,该方法比传统的混合高斯模型检测精度更高,目标更完整,同时也能较好地满足实时性的要求。

关键词 运动目标检测,热红外视频,可见光视频,数据融合,混合高斯

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.019

Moving Target Detection Using Fusion of Visual and Thermal Video

ZHANG Sheng^{1,2} YAN Yun-yang^{1,2,3} LI Yu-feng²

(Faculty of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)²

(Key Laboratory for Technology of Internet of Things of Huai'an, Huai'an 223003, China)³

Abstract In outdoor environments, visible light camera can get rich texture and spectral information in the scene, but they are greatly influenced by illumination changes. On the contrary, thermal infrared camera is not sensitive to light and it is still able to work effectively under night. But the thermal infrared images have less color information and lower contrast. In order to make full use of the complementary information of infrared and visible light for detection target, a novel method based on Gaussian mixture model with RGBT was proposed for moving target detection more accurately and robust. This method adds the thermal infrared images as the fourth component to the conventional Gaussian mixture model to improve the positive detection rate. Meanwhile, the shadow removal algorithm is introduced to reduce the impact of shadows caused by the ambient illumination changes, so the robustness of proposed method is enhanced. Experimental results show that the suggested method not only achieves the higher detection accuracy and more complete object, but also meets the real-time requirements better compared to the conventional Gaussian mixture models.

Keywords Moving target detection, Thermal video, Visible video, Data fusion, Gaussian mixture model

1 引言

已有的运动目标提取方法大多都是基于可见光频谱的。在光照良好的情况下,彩色相机成像质量高,能表达场景中丰富的纹理细节和光谱信息。然而,在室外应用中,黑暗和其他环境条件如雾、雨和烟,严重降低了标准彩色相机的性能。热红外传感器通过探测场景目标发射(反射)的热辐射强度差异成像,与照明无关,其在弱光、夜视和不良天气等情况下仍能有效工作。红外图像的使用能解决计算机视觉中一些难点问题,比如目标检测中阴影(只有当目标静止的时间足够长,使

得阴影冷却了背景,红外图像中才会出现阴影)、光照突变、夜间成像质量下降(可视性差)等问题。因此应用数据融合的理论和方法,综合热红外与可见光传感器的互补信息,有利于在夜视或雨、雾、雪、烟尘等不利自然条件下更快、更准确地探测目标,提高对隐藏、伪装目标的检测能力。

本文针对固定摄像机情况下,联合热红外和可见光视频检测运动目标,在像素级联合两个传感器的信息,提出了一种改进的混合高斯建模方法。该算法可以满足实时性检测的要求,同时目标检测结果相对完整,受外界光照、大气变化的影响较小,鲁棒性更好。

到稿日期:2014-05-10 返修日期:2014-07-24 本文受教育部科学技术研究重大项目(311024),江苏省“六大人才高峰”项目(2013DZXX023),江苏省“333工程”,淮安市“533工程”,淮安市科技计划项目(HAG2013057, HAG2013059),西南科技大学研究生创新基金资助项目(13ycj40)资助。

张 笙(1988—),男,硕士,主要研究方向为数字图像处理、目标检测与识别, E-mail: 422547756@qq.com; 严云洋(1967—),男,博士,教授, CCF 会员,主要研究方向为数字图像处理、模式识别, E-mail: areyyyke@163.com (通信作者); 李郁峰(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、多源图像融合及目标检测与识别等。

2 非受控环境下的成像分析

这里所说的“非受控环境”^[1]是指光照和温度频繁发生变化的户外场景,不同的环境条件对热红外和可见光图像会产生不同的影响,因为波长范围不同,其在大气中传播的性能差别很大。在图 1(a)中,当光照充足时,可见光相机比长波红外相机成像质量更好,纹理细节更加丰富。但是,当光照发生变化时,可见光成像受到的影响较大,而热红外图像仍然稳定,不受干扰,如图 1(b)所示。光照使得暴露表面的温度升高,长时间的光照变化才会影响到红外图像,同时光照不能使场景中所有的物体等同的升温,高热惰性的物体(比如图 1(c)中的树和人)相比低热惰性的物体(如图 1(d)中的汽车)呈现更小的变化。此外,黑色物体的表面拥有较低的反射特性,如沥青,相比光滑表面的物体受光照的影响更大,这也是同一场景在清晨和午后成像差距巨大的主要原因,在烈日下,路面的温度相比较行人来说更热,在图像上表现得 brighter(如图 1(d)中的路面与行人)。

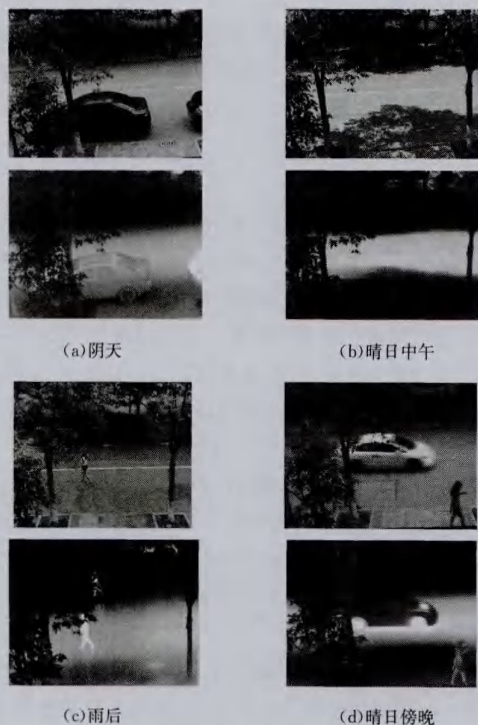


图 1 可见光(上图)和长波红外图像(下图)

由此可见,在光照良好的情况下,彩色相机成像质量高,能表达场景中丰富的纹理细节和光谱信息,但是易受光照变化和阴影的影响。对红外成像而言,能够显著影响热红外图像对比度的第一个因素是风,通过加速物体冷却,使得背景温度更加统一,对比度降低。同时,风还能引起背景的扰动,增大了可见光检测的难度。第二个影响热红外图像对比度的因素包括雨、雾、雪等气候因素,因其影响了热红外波长的传播。因此,综合运用热红外与可见光的成像特点,充分利用二者的互补信息能够克服由于阴影、背景杂乱、光照变换、夜视微光等视觉分析难题,使实现准确、鲁棒的目标检测成为可能。

3 热红外与可见光融合检测

在图像融合领域,联合红外和可见光图像意义重大。很

多研究小组先前处理红外和可见光图像的融合是为了生成一幅包含更多信息或对人类观察者更直观的新图像。正如文献[2]提出的,这种处理可以归类于描述型图像融合,然而这样的图像并不适应自动化视频监控的应用需要。而分析型融合更适合于自动化视频监控,它主要面向运动目标检测、跟踪和识别等应用,综合运用视频分析和数据融合技术实现运动目标的检测,能有效提高检测的精度和鲁棒性。文献[3]首先从红外图像中根据行人比背景更热的假说,提取感兴趣目标,然后对在两个光谱中选择的感兴趣区域进行轮廓提取和融合。文献[4]分别在每个光谱中执行运动目标检测和跟踪,在每帧图像中分析目标的时间持久性,来选择更可靠的传感器。类似地,文献[5]提出的融合方案也是基于传感器可靠性,检测和目标跟踪任务分别在可见光和红外图像中执行,采用一个置信度测量在每一时刻的加权传感器数据。

本文提出的改进混合高斯建模方法是在像素级联合两个传感器的信息基础上,首先改进传统的混合高斯算法^[6]来处理增强的“红-绿-蓝-热”(RGBT)视频格式,将已经配准的热红外图像作为第四分量参与前景和背景的分离预测。然后引用阴影去除算法,对前一部分的检测结果进行阴影去除,减少外界光照变化带来的影响,提高检测精度。算法流程如图 2 所示。

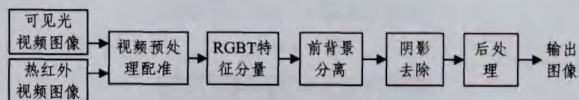


图 2 融合算法流程

3.1 视频配准

在典型的可见光(低照度)和热红外($8\sim 14\mu\text{m}$)摄像机组成的多模视频监控系统中,为实现融合检测,对同一场景两路视频的可靠配准是一个基本要求。预处理阶段的主要任务就是实现热红外与可见光视频图像的配准^[3]。对于固定位置的摄像机(同一场景的红外与可见光摄像机相对位置固定可靠),假定红外与可见光摄像机工作时内参数不发生变化,则视频配准问题转化为求取两个固定摄像机的单应矩阵问题,这一单应矩阵在相机标定阶段确定后将作为后续视频配准的基本参数。

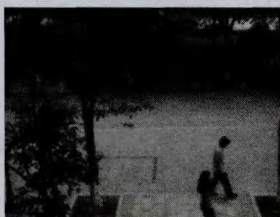
在摄像机标定阶段,采用交互的方式,从一对时间配准的热红外与可见光视频图像帧中,手动选取若干对应特征点,并使用这些对应点计算出单应矩阵,实现可见光视频序列中每一帧图像与对应热红外图像的配准。由于两个相机工作过程中位置固定相对牢靠,应用这一单应关系可以实现可见光视频序列与红外视频序列的实时配准。相比像素级的描述型融合而言,面向目标检测的分析型融合对视频配准的精度要求较为宽松。本文的实验系统测试表明,这种简单的配准方案足以满足融合检测需求。本文实验所使用的红外、可见光摄像机如图 3 所示,左侧可见光相机为三星 SSC-C4201P,分辨率为 640×480 ,帧率为 25 帧/s;右侧热红外相机为 Gobi-2195,波长为 $8\sim 14\mu\text{m}$,分辨率为 384×288 ,帧率为 25 帧/s。配准示例如图 4 所示,图 4(a)和图 4(b)为一对热红外和可见光图像,图 4(c)为配准之后的可见光图像。



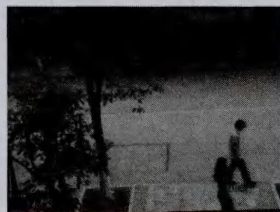
图3 可见光/热红外相机平台



(a) 热红外图像



(b) 可见光图像



(c) 配准后的可见光图像

图4 图像配准

3.2 目标检测

对于已经配准的热红外和可见光视频图像,可以直接在像素级联合两者的互补信息。更直接的方法是,在表示每个像素的高斯分布中添加一个参数 T ,即热红外图像中该点的像素强度。这样描述每个像素点 I_t 的 K 个高斯分布分别表示为 $\eta(V_t, T_t, \mu_{i,t}^V, \delta_{i,t}^V, \mu_{i,t}^T, \delta_{i,t}^T)$, $i=1, 2, \dots, K$ 。 V_t 和 T_t 分别表示可见光和热红外图像的像素值, $\mu_{i,t}^V, \delta_{i,t}^V$ 和 $\mu_{i,t}^T, \delta_{i,t}^T$ 分别表示可见光图像和热红外图像的均值和方差。各高斯分布同传统混合高斯分布一样,分别具有不同的权值 $\omega_{i,t}$ ($\sum_{i=1}^K \omega_{i,t} = 1$) 和优先级 $P_i = \omega_{i,t} / \delta_{i,t}$,并按优先级从高到低排序。利用混合高斯模型提取运动目标,包括模型匹配与参数更新、生成背景分布和检测前景3部分。

3.2.1 混合高斯的模型匹配与参数更新

在获得新像素值 I_t 后,将 I_t 与模型中的 K 个高斯分布按序匹配,若 I_t 与该高斯分布满足式(1)(其中 D_1 和 D_2 为自定义参数),则 I_t 与该高斯分布匹配,其参数按式(2)更新。

$$\begin{aligned} |V_t - \mu_{i,t}^V| &\leq D_1 \delta_{i,t}^V \\ |T_t - \mu_{i,t}^T| &\leq D_2 \delta_{i,t}^T \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \omega_{i,t} &= (1-\alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha \\ \mu_{i,t} &= (1-\rho)\mu_{i,t-1} + \rho I_t \\ \delta_{i,t}^2 &= (1-\rho)\delta_{i,t-1}^2 + \rho(I_t - \mu_{i,t})^2 \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $0 \leq \alpha \leq 1$ 是自定义的学习率,其大小决定背景更新的速度, α 越大,更新速度越快。 $\rho \approx \frac{\alpha}{\omega_{i,t}}$ 是参数学习率。其它高斯分布保持原均值和方差不变,权值按 $\omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1}$ 衰减。

若无分布和 I_t 匹配,则最小权值分布被替换成均值为 I_t 、标准差为 δ_0 、权值为 $\omega_{K,t} = (1-\alpha)\omega_{K,t-1} + \alpha$ 的高斯分布。其余分布只需权值按 $\omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1}$ 更新。

3.2.2 生成背景分布

混合高斯模型的所有参数更新后,把各个高斯分布按优先级 $\omega_{i,t} / \delta_{i,t}$ 从大到小排列。分布位置越靠前,成为背景分布的可能性越大。 T 为背景权值部分的阈值,如果前 N_B 个分布的权值之和大于 T ,则这些分布是背景分布,其它为前景分布。

3.2.3 检测前景

检测前景点,按照优先级次序将当前像素值 I_t 与各高斯分布逐一匹配,若所有表示背景的高斯分布与 I_t 都满足式(3),则判定该点为前景点,否则为背景点。

$$\begin{aligned} |V_t - \mu_{i,t}^V| &> D_3 \delta_{i,t}^V \\ |T_t - \mu_{i,t}^T| &> D_4 \delta_{i,t}^T, i=1, 2, \dots, N_B \end{aligned} \quad (3)$$

其中, D_3 和 D_4 为用户自定义参数, N_B 为背景分布个数。

混合高斯模型使用固定的学习率 α ,如果 α 较小,则初始建模慢;如果 α 较大,则初始建模快,但会降低模型对视频中噪声(如树叶摇晃)的抑制作用。为了保持模型对噪声的抑制,同时快速建立初始模型,本文在初始建模的前 N 帧(N 取值范围为[130, 200])采用文献[7, 8]提出的更新方法。

3.3 阴影抑制

虽然 RGBT 混合高斯模型可以快速、鲁棒地检测出场景中的运动目标,但是阴影的存在一定程度上影响了检测结果的精度。由于阴影具有与运动目标相似的运动特征,并且运动目标投射的阴影不同于目标所在场景背景,因此阴影很容易被当作运动目标的一部分检测出来,引起运动目标的合并、几何变形,从而影响最终的检测结果。因此,对阴影的检测与抑制成为运动目标检测的重要内容,其效果直接影响最终的检测精度,将进一步影响后续处理,如目标跟踪、行为识别和场景理解等。

在 RGB 颜色空间中无法有效地分割运动目标与阴影,而 HSV 颜色空间反映了人的视觉系统感知色彩的方式,相比 RGB 颜色空间能更加准确地检测出阴影,因此可采用 HSV 颜色空间的非模型判断方法来实现阴影检测^[9]。RGB 颜色空间通过式(4)转换到 HSV 颜色空间。

$$\begin{aligned} H &= \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5 \times [(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-G)(R-B)]^{1/2}} \right\} \\ S &= H - \frac{3 \min(R, G, B)}{R+G+B} \\ V &= \frac{1}{3} (R+G+B) \end{aligned} \quad (4)$$

实验研究表明,当像素点被阴影覆盖时,该像素点的亮度变暗,饱和度有所下降,而色度基本不变。根据这一结论,由

如下决策式(5)判断 HSV 颜色空间中像素值是否为阴影:

$$S_{shadow}(x,y)=\begin{cases} 1, & \alpha_v \leq \frac{I^v(x,y)}{B^v(x,y)} \leq \beta_v \cap (I^s(x,y)-B^s(x,y)) \leq \tau_s \cap \\ & |I^h(x,y)-B^h(x,y)| \leq \tau_H \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $I^H(x,y)$ 、 $I^S(x,y)$ 、 $I^V(x,y)$ 和 $B^H(x,y)$ 、 $B^S(x,y)$ 、 $B^V(x,y)$ 分别表示 (x,y) 处像素值 $I(x,y)$ 与背景像素值 $B(x,y)$ 的 H、S、V 分量。参数 $0 < \alpha_v < \beta_v < 1$, 参数 α_v 取值主要考虑阴影的强度, 背景上投射的阴影越强, 即阴影颜色越暗、越深时, α_v 越小; 参数 β_v 主要用来增强对噪声的鲁棒性, 即当前像素点的亮度与场景背景差异较大。参数 τ_s 、 τ_H 的选择主要凭经验调试。公式中的 4 个参数值需要根据具体的应用场景进行手动调节, 这也反映了阴影抑制方法存在不能自适应的问题。

3.4 目标重构

数字形态学重构使用一幅叫做“标记”的图像(marker 图像)作为种子, 在称为“掩膜”的图像(mask 图像)中重建目标。在实验中, “标记”图像为一幅二值图像, 值为 1 的像素点对应前景像素点, 而不是投射阴影或者高亮像素点。对应的 mask 图像也是一幅二值图像, 其中值为 1 的像素点可能是前景像素, 或者是投射阴影或高亮像素, 也可能是离散的噪声点。

marker 图像是一幅仅包含实际前景目标像素的理想图像, 不包括任何不需要重构的阴影或者高亮像素区域。因此, 在基于颜色的阴影去除过程中需要使用非常精确的阈值来确保所有的阴影和高亮像素全部被去除掉。同时, 还需要使用一个离散噪声去除滤波器来抑制孤立的噪声前景像素, 从而保留和获取高质量的“标记”图像。离散噪声去除滤波器使用式(6)所示的形态学处理方法:

$$\tilde{M} = M \cap (M \oplus N) \quad (6)$$

其中, M 为阴影判断和去除处理之后获得的二值图像, N 表示重构结构元素, 且原点为中心点, 如图 5 所示。

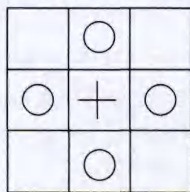


图 5 3*3 形态学重构结构元素

利用 RGBT 混合高斯建模, 对每一帧新图像的各个像素点按照背景分布进行匹配判别, 获取二值化的前景目标图像模版 $M_{fortemp}$ 。然后对 $M_{fortemp}$ 进行数字形态学开运算, 去除离散的噪声点, 结果记为 M_{for} 。 $M_{fortemp}$ 经过阴影去除处理后得到了仅包含前景像素点的二值图像, 记为 M 。由于在去阴影过程中, 将前景中比阴影更暗或者与阴影具有相似特征的某些像素点误判为阴影而去除掉了, 导致部分前景像素的丢失, 使得检测结果不精确、不完整。为了尽可能地获取更加精确的前景目标, 采取基于形态学目标重构的处理方法重建运动目标, 计算方法如式(7)所示。

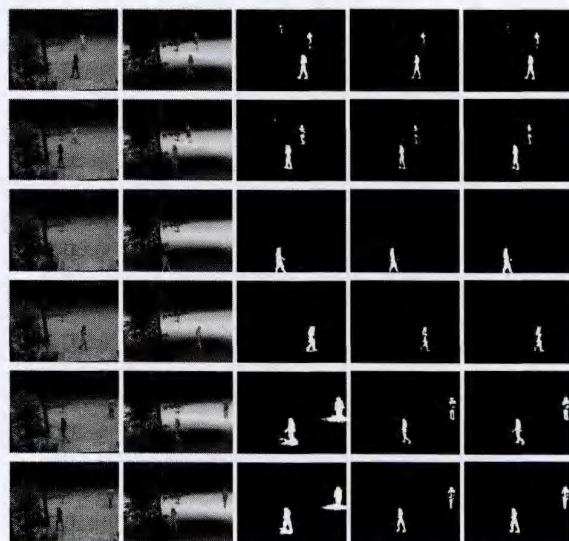
$$F = M_{for} \cap (M \oplus SE) \quad (7)$$

其中, F 是经过目标检测、阴影去除和目标重构后最终的分割结果, SE 是结构元素, 其尺寸大小取决于目标大小。

4 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 使用两个摄像机对同一室外场景拍摄所获取的热红外和可见光图像进行 RGBT 混合高斯运动目标融合检测实验, 红外摄像机有更窄的视场, 相比彩色摄像机, 其失真更小, 因此将它作为基础相机, 配准后的视频图像大小为 384×288 。实验环境: Intel(R) Core(TM) i3 CPU, 主频 3.2 GHz, 内存 2.8 G, 硬盘 500G, 视频播放速度达到 15 帧/s 以上。算法中, 选取 $D_1 = D_3 = 3$, $D_2 = D_4 = 5$, $\alpha_v = 0.4$, $\beta_v = 1$, $\tau_s = -10$, $\tau_H = 40$ 。

图 6 显示了一组拍摄于夏日傍晚的视频图像及目标检测结果。图 6(a)、图 6(b) 为一对配准的可见光与热红外图像, 热红外图像中目标已不再满足传统的“热点”假说, 并且常用的阈值分割方法也不再适用。图 6(c) 为前景目标模板图像(mask 图像), 其内容既包含了真实的前景目标, 也有一些阴影信息。图 6(d) 为去阴影操作之后得到的标志图像(marker 图像), 可见, 阴影信息基本去除, 只保留了细化的前景目标。图 6(e) 显示了经过目标重构后的前景目标图像, 目标剪影更加完整, 且阴影得到了一定的去除。



(a) 配准可见光图像 (b) 原始红外图像 (c) mask 图像 (d) marker 图像 (e) 目标图像

图 6 融合检测结果

结束语 在视觉监控系统中使用可见光-热红外多模传感器, 综合两种图像传感器的互补和冗余信息, 提高运动目标检测与分析的精度和鲁棒性, 能够有效地增强对场景的理解。本文对热红外和可见光图像采用不同的建模和检测方法, 在保证零漏检的基础上, 结合红外检测的准确性和可见光检测的相对完整性, 能够快速、完整地检测运动目标。实验结果表明, 该算法能够充分利用热红外和可见光传感器的直观互补信息, 实现目标的快速、鲁棒检测, 且目标位置精确、剪影完整, 同时算法运算量较小, 可以达到实时性检测的要求。在未来的工作中, 可将传感器可靠性及检测策略与融合策略有机结合, 以进一步提高检测精度。

(下转第 127 页)

由仿真结果可知,本文提出的方案不论簇内用户多少,在资源利用率方面都明显优于方案 I,并且随着 NACK 用户数量的增加,优势更佳明显。例如,当 ACK 用户与 NACK 用户的比例为 $N_{ACK} : N_{NACK} = 7 : 3$ 时,本文方案的资源成本是方案 I 的 85%,而当 $N_{ACK} : N_{NACK} = 2 : 8$ 时,该比例甚至为 57%,如图 4(b)所示。这是因为在方案 I 中信道质量最差的 D2D 链路会成为组播速率的瓶颈,并且 NACK 用户数量越多,出现瓶颈的可能性越大;而本文方案优化了每跳的平均资源成本,由此获得了良好的资源效率。从图 4 中还可以发现,当 ACK 用户与 NACK 用户的比例较大时,本文方案与方案 II 相比实现了几乎平行或者略差的性能;而当该比例较小时,如 $2 : 3$ 、 $3 : 7$ 、 $2 : 8$ 和 $3 : 12$,本文方案优于方案 II,并且 ACK 用户数目越少,优势越明显。这是因为方案 II 能够自适应地选择重传发射机的数目以优化利用组播增益和多信道分集增益,而当 ACK 用户较少时,发射机的选择范围变窄,该优势丧失;本文方案通过设置数据速率阈值自适应选择最优的中继、路由和转发跳数,充分利用了多信道分集增益,于是实现了良好的资源利用率。

结束语 为了提高簇内数据分发效率,本文提出了多跳 D2D 转发方案,通过设置数据速率阈值自适应选择信道质量良好的转发路径,实现了较高的数据速率,因此提高了时频资源的利用率。本文逐步深入地给出了 3 个阈值的设定规则,并相应地提出了 3 个 D2D 转发算法,依次实现了资源效率的改善。通过与现有单跳方案的仿真对比,证明了本文多跳方案的有效性。

参考文献

- [1] Doppler K, Rinne M, Wijting C, et al. Device-to-device communication as an underlay to LTE-advanced networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2009, 47(12): 42-49
- [2] Fodor G, Dahlman E, Mildh G, et al. Design aspects of network assisted device-to-device communications[J]. IEEE Communications Magazine, 2012, 50(3): 170-177
- [3] Doppler K, Rinne M P, Janis P, et al. Device-to-Device communications; functional prospects for LTE-Advanced networks[C]// International Conference on Communications Workshops, 2009. Dresden; IEEE, 2009: 1-6
- [4] Yu C H, Doppler K, Ribeiro C B, et al. Resource sharing optimization for device-to-device communication underlying cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(8): 2752-2763
- [5] Kaufman B, Lilleberg J, Aazhang B. Spectrum sharing scheme between cellular users and ad-hoc Device-to-Device Users[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(3): 1038-1049
- [6] Seppala J, Koskela T, Chen T, et al. Network controlled device-to-device(D2D) and cluster multicast concept for LTE and LTE-A networks[C]// Wireless Communications and Networking Conference, 2011. Quintana Roo; IEEE, 2011: 986-991
- [7] 王俊义, 巩志帅, 符杰林, 等. D2D 通信技术综述[J]. 桂林电子科技大学学报, 2014, 34(2): 114-119
Wang Jun-yi, Gong Zhi-shuai, Fu Jie-lin, et al. A survey on device-to-device communication[J]. Journal of Guilin University of Electronic Technology, 2014, 34(2): 114-119
- [8] Hou F, Cai L X, Ho P H, et al. A cooperative multicast scheduling scheme for multimedia services in IEEE 802. 16 networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(3): 1508-1519
- [9] Zhou Bin, Hu Hong-lin, Huang Sheng-qiang, et al. Intracuster device-to-device relay algorithm with optimal resource utilization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(5): 2315-2326
- [10] 周斌, 胡宏林. 提高蜂窝系统多播效率的 D2D 自适应协作重传[J]. 应用科学学报, 2013, 31(3): 221-227
Zhou Bin, Hu Hong-lin. Adaptive device-to-device cooperative retransmission for improving multicast efficiency in cellular systems[J]. Journal of Applied Sciences, 2013, 31(3): 221-227

(上接第 89 页)

参考文献

- [1] 张笙, 李郁峰, 严云洋, 等. 面向鲁棒视觉监控的热红外与可见光视频融合运动目标检测[J]. 红外技术, 2013(12): 773-779
Zhang Sheng, Li Yu-feng, Yan Yun-yang, et al. Moving Target Detection Using Fusion of Visual and Thermal Video for Robust Surveillance[J]. Infrared Technology, 2013(12): 773-779
- [2] Zhu Z, Huang T S. Multimodal surveillance: an introduction[C]// Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2007). Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2007: 1-6
- [3] Davis J W, Sharma V. Fusion-based background-subtraction using contour saliency[C]// Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2005). Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 11-18
- [4] Torresan H, Turgeon B, Ibarra-Castanedo C, et al. Advanced surveillance systems: combining video and thermal imagery for pedestrian detection[C]// Defense and Security, International Society for Optics and Photonics. Bellingham, USA: SPIE, 2004: 506-515
- [5] Snidaro L, Foresti G L, Niu R, et al. Sensor fusion for video surveillance[C]// Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion. New York, USA: Electrical Engineering and Computer Science, 2004: 739-746
- [6] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757
- [7] 黄文丽, 范勇, 李绘卓, 等. 改进的混合高斯算法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(2): 592-595
Huang Wei-li, Fan Yong, Li Hui-zhuo, et al. Improved Mixture Gaussian Algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(2): 592-595
- [8] 姚会, 苏松志, 王丽, 等. 基于改进的混合高斯模型的运动目标检测方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2008, 47(4): 505-510
Yao Hui, Su Song-zhi, Wang Li, et al. Moving Object Detection Method Based on the Improved Mixture Model[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2008, 47(4): 505-510
- [9] 李鸿. 基于混合高斯模型的运动检测及阴影消除算法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2013
Li Hong. The Research of Motion Detection Based on Gaussian Mixture Model and Shadow Elimination Algorithm[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2013