

基于多特征融合的均值迁移粒子滤波跟踪算法

李远征^{①②} 卢朝阳^① 高全学^① 李静^①

^①(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 西安 710071)

^②(西安科技大学通信与信息工程学院 西安 710054)

摘要: 仅用单一的颜色特征进行跟踪是大多数跟踪算法鲁棒性不高的主要原因。针对此问题, 该文提出一种多特征融合跟踪算法。该算法利用颜色和纹理特征表示目标, 通过均值迁移和粒子滤波算法进行特征融合, 有效地避免了单一颜色特征在光照变化和背景相似情况下的不稳定问题。将两种常用的融合策略结合, 减轻了粒子的退化现象, 提高了算法效率。实验结果表明该算法提取的目标特征具有较强的鲁棒性, 能够实现复杂场景下的目标跟踪。

关键词: 目标跟踪; 多特征融合; 粒子滤波; 均值迁移; 局部二值模式

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)02-0411-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.01740

Particle Filter and Mean Shift Tracking Method Based on Multi-feature Fusion

Li Yuan-zheng^{①②} Lu Zhao-yang^① Gao Quan-xue^① Li Jing^①

^①(State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Object tracking by using single color feature results in a poor performance in robustness. To solve this problem, an object tracking method based on multi-features fusion is presented. The proposed method uses the color and texture features extracted by Local Binary Pattern(LBP) to present the interested target, performs a feature fusion in mean-shift and particle filter algorithms, and efficiently avoids the unstable problems via using single color feature for representation. The two common used fusion rules are used, thus overcoming the degeneracy problem and resulting in low computational cost. Experimental results indicate the proposed method is more robust to present object and has good performance in complex scene.

Key words: Object tracking; Multi-feature fusion; Particle filter; Mean shift; Local Binary Pattern(LBP)

1 引言

在复杂的背景下进行快速鲁棒的目标跟踪是智能视频监控和人机交互等领域的核心问题。目前已有许多目标跟踪方法, 大体上可分为两类: 确定性方法和随机性方法。确定性方法是通过寻找目标的最优匹配来实现跟踪, 如均值迁移算法^[1]。该方法实时性好, 但在遮挡等情况下容易陷入局部极值, 导致跟踪的鲁棒性较差。随机性方法是通过目标状态的估计实现跟踪的, 如粒子滤波算法^[2]。该方法具有较强的抗遮挡和背景干扰的能力, 但计算量比较大, 而且存在退化现象。将均值迁移和粒子滤波算法相结合, 发挥均值迁移简单快速和粒子滤波抗遮挡的优点, 实现快速稳定的跟踪, 是目标跟踪算法中的研究热点^[3-5]。

目标跟踪的关键是提取目标模板进行匹配或者估计, 因而特征提取/选取是跟踪算法中最基本和最关键的问题。目前使用较多的特征有颜色信息、运动信息和边缘特征等^[6-8], 其中颜色特征因为具有对旋转和尺度不变性、对目标姿态变化的不敏感性以及抗部分遮挡和计算简单等优点, 得到了广泛的应用。但是采用单一颜色特征进行跟踪鲁棒性不高, 当目标和背景的颜色比较相似, 或者是光照不稳定时, 往往导致跟踪失败。

为了更好地描述目标, 融合目标的多种观测信息是非常必要的。纹理是描述目标的另外一种非常重要的特征, 已被广泛地应用于模式识别和计算机视觉等领域中^[9]。研究表明, 当目标和背景的颜色相似时, 它们一般具有不同的纹理属性。受此启发, 本文提出融合纹理特征解决颜色跟踪鲁棒性不高的问题。本文采用颜色特征和 LBP 纹理特征^[10]表示目标, 通过均值迁移和粒子滤波算法进行特征融合, 并根据需要选择不同的融合策略, 有效提高融合跟

2008-12-19 收到, 2009-10-09 改回

国家自然科学基金(60802075, 60872141)和 华为科技基金(YJCB2008052RE)资助课题

通信作者: 李远征 liyuanzheng@tom.com

踪的稳定性及精度。实验结果表明,该方法能准确可靠地跟踪目标,并很好地处理目标遮挡的情况。

2 均值迁移和粒子滤波算法

2.1 均值迁移算法

均值迁移算法是一种基于核密度估计的无参快速模式匹配算法,它采用迭代的方法寻找邻域内概率密度估计的极大值。假定矩形或椭圆形窗口代表跟踪目标,从初始区域的中心位置 y_0 移动到新的目标区域中心位置 y_1 的迭代方程为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^M x_i \omega_i g \left\| \frac{x_i - y_0}{h} \right\|^2}{\sum_{i=1}^M \omega_i g \left\| \frac{x_i - y_0}{h} \right\|^2} \quad (1)$$

其中 x_i 代表以 y_0 为中心的目标区域中第 i 个像素点坐标, M 代表目标区域中的像素数目, ω_i 为相应像素的权值, h 是窗口的带宽, $g(x) = -k(x)'$, $k(x)$ 是核函数,详细解释参见文献[1]。在跟踪过程中,令 $y_0 \leftarrow y_1$,用式(1)反复迭代直至 $\|y_1 - y_0\|$ 小于某个设定的阈值,此时的 y_1 就是当前帧中目标的位置。

2.2 粒子滤波算法

粒子滤波器是解决非线性问题的有效算法,基本思想是用在状态空间传播的随机样本(这些样本被称为“粒子”)来逼近系统状态的后验概率分布(PDF),从而得到系统状态的估计值。粒子滤波跟踪算法用一组带有权值的粒子 $\{S_k^{(i)}, \pi_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 表示 k 时刻目标状态的 PDF,其中 N 代表粒子数目, $S_k^{(i)}$ 描述了目标的某种可能状态,权值 $\pi_k^{(i)}$ 表示该粒子与目标真实状态的相似程度,这组粒子的加权平均值就是 k 时刻目标状态的估计值。为了使粒子位于包含后验概率信息相对较多的区域,根据权值对粒子进行重采样^[2],并用 AR 模型对粒子的状态进行传播,得到下一时刻的新粒子:

$$S_{k+1}^{(i)} = S_k^{(i)} + v_k^{(i)} \quad (2)$$

式中 $v_k^{(i)}$ 是均值为零的高斯白噪声,其方差决定了粒子传播的范围。

粒子滤波算法经过几次传播后,经常只有少数粒子分布在目标真实状态附近,对目标状态的估计起着重要的作用,而其余的粒子对目标状态的估计几乎不起作用,这就是所谓的“退化现象”。文献[5]提出对每个粒子用均值迁移算法进行迭代优化,防止粒子退化。但是在遮挡和干扰情况下,均值迁移的迭代过程可靠性不高,会使粒子陷入干扰所在区域的局部极大值处,造成粒子的“过优化”。对此问题,本文借助马丽^[11]等人的思想,采用均值迁移一步迭代进行粒子的优化,有效地解决了粒子退化和

过优化的问题。

3 多特征融合的目标跟踪

3.1 多特征融合框架

对目标进行多特征描述时,通常采用多个特征融合的结果来表示目标^[6]。如乘性融合用特征权值乘积的形式给出多个特征的联合分布情况,它能有效提高跟踪精度,但是也有可能放大噪声;此外还有加权融合,它是按照不同特征的可信度调节各特征权值系数,然后通过加权求和获得总的特征权值,加权融合对噪声不敏感,但不能提高融合跟踪的可信度。

在基于均值迁移的粒子滤波算法中,可以将乘性融合和加权融合方式结合,充分发挥两种融合方式的优势。算法的基本框架是:在粒子滤波过程中采用乘性融合放大有效粒子的权值,以保证大权值粒子的数量,防止粒子退化;在对各粒子的均值迁移迭代优化过程中采用加权融合抑制噪声,得到更稳定的跟踪结果。

3.2 目标特征提取

本文采用颜色和纹理两种信息来描述目标的特征,并统一采用直方图法对这些特征进行建模。其基本思想是:记目标区域中的各像素为 $\{x_i\}_{i=1}^M$, M 为像素数目,用 $b(x_i)$ 表示 x_i 处对应的特征值;将特征空间均匀划分成 m 个子区间,统计目标区域中特征值落在每个区间的像素数目,则目标空间核加权的特征直方图记作 $p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1, \dots, m}$, 其中

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^M K \left(\frac{\|y - x_i\|}{a} \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (3)$$

式中 $C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^m K(\|x_i^*\|)}$ 是归一化系数,使得

$$\sum_{u=1}^m p_u(y) = 1; a \text{ 表示区域的大小, } y \text{ 是区域的中心}$$

坐标, δ 是狄拉克函数; $K(\cdot)$ 是加权函数,用来给距离区域中心较远的像素赋予较小的权值,从而避免边界像素易受干扰和遮挡等影响的问题,定义如下:

$$K(r) = \begin{cases} 1 - r^2, & r < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

目标模板 $q(y_0)$ 与候选区域 $p(y)$ 的匹配度用 Bhattacharria 距离来度量,距离越小,说明两者越相似:

$$d = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \quad (5)$$

式中 $\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u(y_0)}$ 是相应的

Bhattacharrya 系数。

根据式(3)将 RGB 颜色空间量化为 $8 \times 8 \times 8$ 个区间, 可以提取目标的颜色特征 $\{p_u(y)\}_{u=1, \dots, m}^{\text{color}}$ 进行跟踪。为了适应光照变化, 同时结合 LBP 纹理特征对目标进行描述, LBP 算子的计算公式如下:

$$\text{LBP}_{P,R}(x_i) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (6)$$

式中 R 为中心像素 x_i 与邻域像素的距离, P 为邻域像素的数目; g_c 表示中心点 y_c 的灰度值, g_p 表示以 y_c 为中心, 半径为 R 的圆环上第 p 个等分点的灰度值。函数 $s(x)$ 定义为

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & x < T \end{cases} \quad (7)$$

式中 T 是为了减轻噪声及局部灰度变化影响设置的阈值。由于函数 $s(x)$ 的取值仅跟像素点的相对灰度值有关, 不受像素整体亮度的单调变化的影响, 因而在光照变化情况下, LBP 纹理特征较为鲁棒。

如图 1 所示, 当采用 $\text{LBP}_{6,3}$ 算子时, 目标区域的 LBP 纹理直方图被量化为 $2^6 = 64$ 个区间, 同理由式(3)提取目标的纹理特征, 记作 $\{p_v(y)\}_{v=1, \dots, 2^P}^{\text{lbp}}$ 。

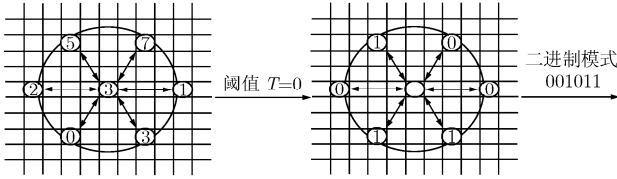


图 1 计算中心像素的 LBP 纹理特征值

3.3 特征融合及其实现

本节给出通过均值迁移和粒子滤波算法进行特征融合的具体方法。由 3.1 节的讨论可知, 在粒子滤波算法中采用乘性融合的方式进行特征融合, 因此把颜色信息和纹理信息结合起来, 用各特征权值的乘积计算粒子的权值:

$$\pi^i = \pi_c^i \pi_l^i \quad (8)$$

式中 $\pi_c^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{d_c^2}{2\sigma^2}\right)$, $\pi_l^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left(-\frac{d_l^2}{2\sigma^2}\right)$ 是各粒子的颜色特征权值和纹理特征权值, σ 是高斯分布的方差, d_c 和 d_l 是相应的 Bhattacharrya 距离。

为了防止粒子退化, 对每个粒子用均值迁移算法进行一步迭代优化, 此时则采用加权融合的方式计算粒子所在区域中各像素的权值 ω_i :

$$\omega_i = \alpha \omega_i^c + \beta \omega_i^l \quad (9)$$

其中 $\omega_i^c = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y)}}$, $\omega_i^l = \sum_{v=1}^{2^P} \delta[\text{LBP}(x_i) - v] \sqrt{\frac{q_v}{p_v(y)}}$ 是各像素的颜色特征权值和纹理特征权值, y 是粒子所在区域的中心坐标; α , β 是各特征的重要性系数, 其值可根据对跟踪场景的先验知识预先设定。

最后, 给出本文所提算法的具体实现过程:

(1)初始化: 设 $k=0$ 时刻, 目标的初始状态 $S_k^{(0)} = (y_0, a_0)$, 提取目标的颜色模板和纹理模板; 在 $S_k^{(0)}$ 上叠加一个独立的高斯扰动, 产生 N 个粒子 $S_k^{(i)}$, $i=1, \dots, N$ 。

(2)传播: $k \leftarrow k+1$, 在一帧图像中对各粒子用式(2)进行传播, 得到新粒子 $S_k^{(i)}$ 。

(3)观测: 根据式(9)计算权值 ω_i , 并对 $S_k^{(i)}$ 用式(1)迭代一步得到优化粒子 \tilde{S}_k^i , 对优化后的粒子 \tilde{S}_k^i , 按照式(8)计算其权值 $\pi_k^{(i)}$ 。

(4)输出: k 时刻目标的状态估计为

$$\hat{S}_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \pi_k^{(i)}} \sum_{i=1}^N \pi_k^{(i)} \tilde{S}_k^i \quad (10)$$

(5)重采样: 从 \tilde{S}_k^i 的集合中重新采样得到 N 个粒子, 作为下一时刻的初始粒子转入(2)。

4 实验结果及分析

在 P4 2.0G 的 CPU、512 M 内存的计算机上用 VC6.0 编程实现了本文提出的算法。为了验证算法的有效性, 对多段测试序列进行了跟踪实验, 并将结果与基于颜色特征的跟踪算法作比较。

采用 CAVIAR 项目组^[12]提供的标准视频序列“walkbyshop1cor.mpg”进行测试, 实验结果如图 2 所示。该序列采集于某商场前的走廊通道, 序列图像大小为 384×288 , 帧速率为 25 帧/秒, 跟踪的行人在运动过程中频繁出现遮挡、光照等变化。采用文献[5]的算法进行跟踪, 大约在 145 帧左右时跟踪结果出现了较大偏差, 到 402 帧时, 跟踪对象基本丢失。这是因为当目标受到光照和阴影的影响时, 颜色特征的稳定性变得很差, 使得基于单一颜色特征的跟踪方法造成跟踪失败。对比发现, 本文方法的跟踪性能好于文献[5]算法, 特别在光照和阴影变化比较明显的背景下, 如在 145 和 402 帧, 仍能很好地跟踪目标。这主要是因为, 纹理特征和颜色特征具有很好的互补性, 即使颜色特征随光照变化产生退化现象, 但纹理特征仍能发挥作用。

对比分析跟踪视频的第 540 和 742 帧可知, 本文算法能够有效克服严重遮挡和干扰的影响, 保证遮挡时可靠的跟踪。文献[5]的算法中每个粒子都经

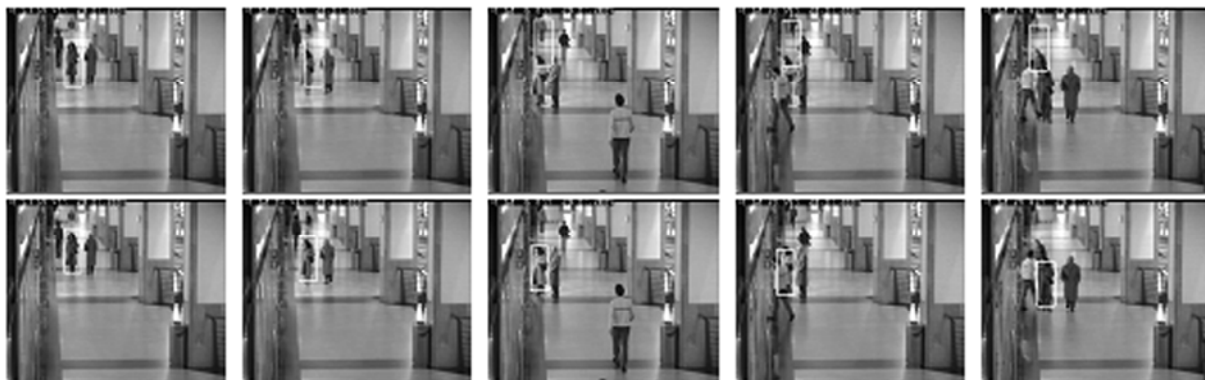


图 2 标准视频序列跟踪结果(第 1 行: 文献[5]的算法; 第 2 行: 本文提出的算法。分别为 21, 145, 402, 540, 742 帧)

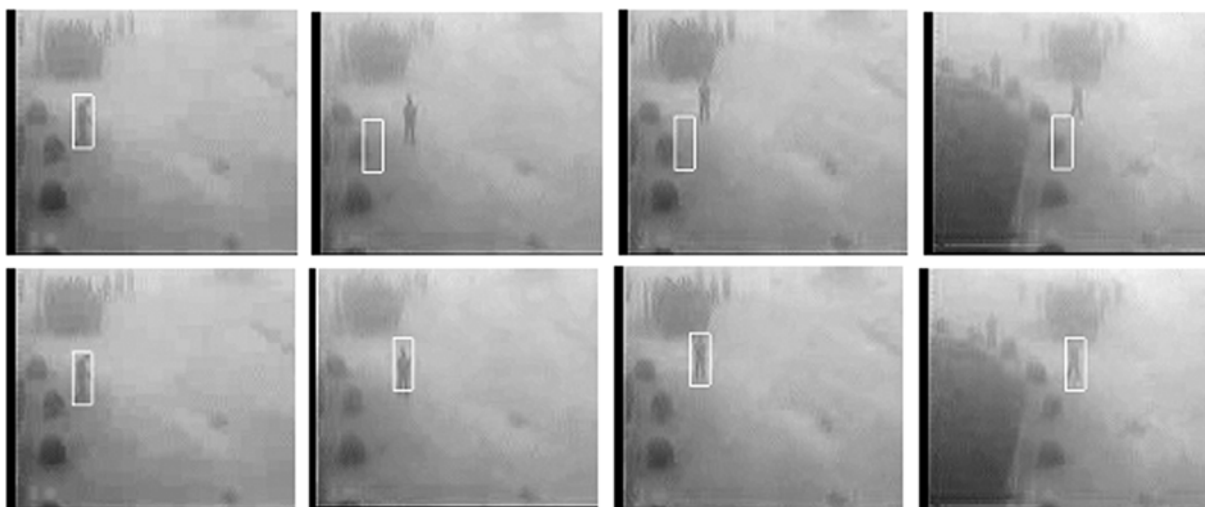


图 3 自拍序列跟踪结果(第 1 行: 文献[5]的算法; 第 2 行: 本文提出的算法。分别为 3, 83, 375, 430 帧)

过均值迁移算法的优化, 在遮挡情况下, 粒子大多会收敛到干扰所在的密度极值, 发生“过优化”现象, 使得遮挡后正确跟踪得不到恢复。

采用 DV 拍摄的视频序列进行测试, 拍摄现场是某油田室外的工作场地, 跟踪目标是场景中运动的人体。由于受到天气条件影响, 现场的光照情况很不理想, 加上拍摄距离和摄像机的原因, 使得颜色信息衰减很大, 目标与背景的颜色区分度很低(见图 3)。对比文献[5]和本文算法的跟踪结果可知, 文献[5]的算法跟踪性能很差, 主要是因为背景中颜色相似区域的干扰, 使得大部分粒子转移到了背景区域, 导致跟踪失败; 而本文算法利用颜色和纹理描述目标, 保证了目标不受背景中相似区域的干扰, 很好的将目标与背景区分开, 即使在低对比度的情况下, 仍能实现有效的跟踪。

5 结论

本文给出了一种多特征融合的均值迁移粒子滤波跟踪算法, 其特点是: (1)将目标的颜色和 LBP

纹理特征纳入均值迁移粒子滤波算法框架, 利用融合后的信息计算粒子和像素的权值, 有效地克服了光照变化以及颜色相似区域的影响, 实现了复杂场景下的鲁棒跟踪。(2)根据粒子滤波和均值迁移算法的特点选择不同的特征融合策略, 减轻了退化现象和过优化问题, 保证了遮挡和干扰情况下可靠的跟踪。下一步工作的重点是研究多特征的自适应融合和更新策略, 实现变化场景中运动目标的跟踪。

参考文献

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, and Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head, SC, USA: IEEE Computer Society, June 2000: 142-149.
- [2] Katja N, Esther K M, and Luc V G. An adaptive color-based filter[J]. *Image Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.
- [3] Shan Cai-feng, Wei Yu-cheng, Tan Tie-niu, and Ojardias F. Real time hand tracking by combining particle filtering and mean-shift[C]. *Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recogniton*. Seoul, Korea: IEEE

- Computer Society, 2004, 669-674.
- [4] Wang Zhao-wen, Yang Xiao-kang, and Xu Yi, *et al.* Camshift guided particle filter for visual tracking[C]. IEEE Workshop on Signal Processing Systems, Shanghai, China, 2007: 301-306.
- [5] Maggio E and Cavallaro A. Hybrid particle filter and mean shift tracker with adaptive transition model. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Pennsylvania Convention Center/Marriott Hotel Philadelphia, PA, USA 2005: II-221-224.
- [6] 钟小品, 薛建儒, 郑南宁等. 基于融合策略自适应的多线索跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(5): 1017-1021.
Zhong Xiao-pin, Xue Jian-ru, and Zheng Nan-ning, *et al.* An adaptive fusion strategy based multiple-cue tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(5): 1017-1021.
- [7] Valtteri T and Pietikainen M. Multi-object tracking using color, texture and motion. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Chicago, Illinois, USA 2007: 1-7.
- [8] Medeiros H, Park J, and Kak A. A parallel color-based particle filter for object tracking. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Egan Convention Center, Anchorage, Alaska, 2008: 1-8.
- [9] Zhao Guo-ying and Pietikainen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6): 915-928.
- [10] Ojala T, Pietikainen M, and Maenpaa T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [11] 常发亮, 马丽, 刘增晓等. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2150-2153.
Chang Fa-liang, Ma Li, and Liu Zeng-xiao, *et al.* Target tracking based on adaptive particle filter under complex background. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(12): 2150-2153.
- [12] CAVIAR Test Case Scenarios: <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>, 2005.
- 李远征: 女, 1975年生, 讲师, 博士生, 研究方向为智能视频监控、模式识别。
- 卢朝阳: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像编码与传输、模式识别、智能交通系统等。
- 高全学: 男, 1975年生, 副教授, 博士, 研究方向为模式识别、多信息融合。