

# Object Detection

## —Something about it

主讲人 赵海伟  
幻灯片制作 赵海伟

中国海洋大学 信息科学与工程学院

October 10, 2014

## content

- 1 What is Object Detection?
- 2 Why we research Object Detection?
- 3 What relates to Object Detection?
- 4 What makes up Object Detection?
  - 特征点检测 (Point Detector)
  - 背景建模 (Background Modeling)
  - 图像分割 (Segmentation)
  - 监督学习 (Supervised Classifiers)
- 5 conclusion
- 6 运动目标检测
- 7 objectness proposal

# What is Object Detection?

- 是基于 {目标几何} 和 {统计特征} 的 {图像分割}。
- 将目标的 {分割} 和 {识别} 合二为一。
- {准确性} 和 {实时性} 是整个系统的一项重要能力。
- 尤其是在复杂场景中，需要对多个目标进行实时处理时，目标自动提取和识别就显得特别重要。

# What is Object Detection?

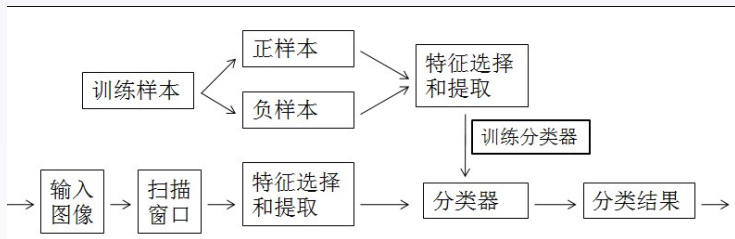


Figure: Object Detection

## Why we research Object Detection?

- 计算机技术的发展和计算机视觉原理的广泛应用。
- 利用计算机图像处理技术对目标进行实时跟踪研究越来越热门。
- 对目标进行动态实时跟踪定位在智能化交通系统、智能监控系统、军事目标检测及医学导航手术中手术器械定位等方面具有广泛的应用价值。

# What relates to Object Detection?

- 1.Segmentation
- 2.Object detection and recognition
- 3.Salient object detection

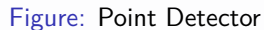
# What makes up Object Detection?

- 特征点检测 (Point Detector)
- 背景建模 (Background Modeling)
- 图像分割 (Segmentation)
- 监督学习 (Supervised Classifiers)

# 特征点检测 (Point Detector)

- 全局特征 (global features): 方差、颜色直方图等等。
- 如果用户对整个图像的 {整体} 感兴趣, 而不是前景本身感兴趣的话, {全局特征} 用来描述总是比较合适的。
- 但是无法分辨出前景和背景却是全局特征本身就有的劣势, 特别是在我们关注的对象受到 {遮挡} 等影响的时候, 全局特征很有可能就被破坏掉了。
- 而所谓局部特征 (local features), 顾名思义就是一些 {局部} 才会出现的特征, 这个局部, 就是指一些能够 {稳定出现} 并且具有 {良好的可区分性} 的一些点了。
- 这样在物体不完全受到遮挡的情况下, 一些局部特征依然稳定存在, 以代表物体。





# 特征点检测 (Point Detector)

- 那么怎样的特征能够被当做局部特征点呢?

## 特征点检测 (Point Detector)

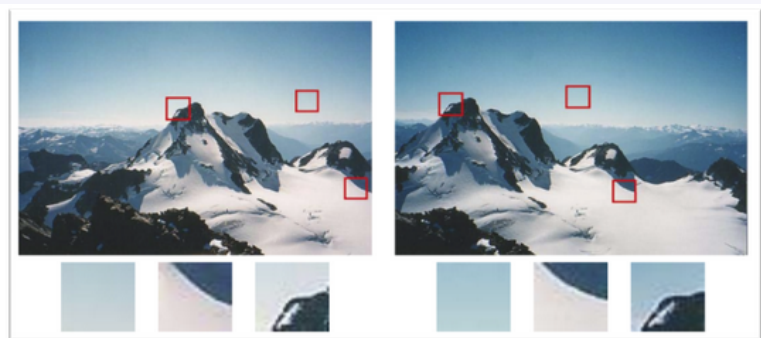


Figure: Point Detector

# 特征点检测 (Point Detector)

- 点特征的优势：
  - (1) 点特征属于局部特征，对遮挡有一定鲁棒性。
  - (2) 通常图像中可以检测到成百上千的点特征，以量取胜。
  - (3) 点特征有较好的辨识度，不同物体上的点容易区分。
  - (4) 点特征提取通常速度很快。
  - (5) 对光照和摄像头视角变换具有不变性。

## 特征点检测 (Point Detector)



Figure: Point Detector

特征点是在各自位置具有代表性纹理特征的点, 是图像很重要的特征, 对图像图形的理解和分析有很重要的作用。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 特征点检测和匹配是计算机视觉中一个很有用的技术，在 {目标检测}, {视觉跟踪}, {三维重建} 等领域都有很广泛的应用。
- 典型的点特征有角点、线交叉点、封闭曲线的质心、轮廓上的曲率最大点、Gabor 小波检测出的局部曲率不连续点和小波变换的局部极大值点等。
- 可以利用检测算子 (Moravec 算子、Forstner 算子或 Harris 算子等) 提取点特征。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 角点并没有明确的定义，一般将图像中 {亮度变化剧烈} 的点或图像 {边缘上曲率取极大值} 的点认为是角点。
- 从形态上来说，角点包括 L、T、Y、X 和箭头型角点等。
- 角点作为图像的重要特征，保留了图像的绝大部分的特征信息，又有效地减少了信息的 {数据量}，从而有效地提高了运算速度以及匹配的可靠性。
- 在 {目标检测}、{三维场景重建}、{运动估计}、{目标跟踪} 以及 {图像配准} 等计算机视觉领域有着重要的作用。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 什么是角点?
- 目前关于角点的具体定义和描述主要有如下几种:
- 角点是一阶导数 (即灰度的梯度) 的局部最大所对应的像素点。
- 角点是两条及两条以上边缘的交点。
- 角点指示了物体边缘变化不连续的方向。
- 角点处的一阶导数最大, 二阶导数为零。
- 角点是指图像中梯度值和梯度方向的变化速率都很高的点。



# 特征点检测 (Point Detector)

- 总结现有的角点检测算子的评价方法，总体上有以下几个标准：
- (1) 稳定性：即同一场景图像在亮度、对比度等因素变化的情况下，检测出的角点 {数目} 及 {位置} 应当稳定。
- (2) 可靠性：即在算子的 {可变参数} 改变情况下，不影响生成的角点的 {质量}，只改变检测出角点的 {数目}。
- 检测到的角点具有平移、旋转、伸缩 {不变性}。
- (3) 鲁棒性：即算法的 {抗噪性能}，在一定的噪声干扰下，算子仍然具有很强的角点检测能力。
- (4) 准确性：主要指不发生误检测以及角点位置定位准确。
- (5) 高效性：是指算法的计算速度快慢，算法速度必须足够快以满足图像处理系统的要求。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 特征点检测 (Point Detector)
  - 一、基于灰度图像的角点检测
    - 1. 基于梯度 2. 基于模板 3. 基于模板梯度组合 4. 二值特征描述子
  - 二、基于二值图像的角点检测
  - 三、基于边缘特征的角点检测方法
    - 1. 基于边缘链码的角点检测 2. 基于小波变换的角点检测 3. 基于曲率尺度空间的角点检测
  - 四、基于支持向量机角点检测算法

# 特征点检测 (Point Detector)

- 一、基于灰度图像的角点检测
  - 1. 基于梯度
    - 基于梯度的方法是通过计算 {边缘的曲率} 来判断角点的存在性。
    - 角点计算数值的大小不仅与 {边缘强度} 有关, 而且与 {边缘方向的变化率} 有关。
    - 该方法对噪声比基于模板的角点检测方法对噪声更为敏感。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 1. 基于梯度
  - (1) SIFT
  - (2) DAISY
  - (3) ASIFT
  - (4) SURF

# 特征点检测 (Point Detector)

- (1) SIFT
- Sift 算法是 David Lowe 于 1999 年提出的局部特征描述子，并于 2004 年进行了更深入的发展和完善。
- Sift 特征匹配算法可以处理两幅图像之间发生平移、旋转、仿射变换情况下的匹配问题，具有很强的匹配能力。
- Sift 特征具有 {尺度不变性}，即使改变旋转角度，图像亮度或拍摄视角，仍然能够得到好的检测效果。
- 但匹配成功数目少，速度慢。

# 特征点检测 (Point Detector)

- (2) DAISY
- DAISY 是面向 {稠密特征提取} 的可快速计算的局部图像特征描述子。
- 它本质思想和 SIFT 是一样的：{分块统计梯度方向直方图}。
- 不同的是，DAISY 在分块策略上进行了改进，利用 {高斯卷积} 来进行梯度方向直方图的 {分块汇聚}。
- 这样利用高斯卷积的 {可快速计算性} 就可以快速稠密地进行特征描述子的提取。
- (3) ASIFT
- ASIFT (Affine SIFT) 通过模拟所有成像视角下得到的图像进行特征匹配。
- 可以很好地处理 {视角变化} 的情况，尤其是大视角变化下的图像匹配。

# 特征点检测 (Point Detector)

- (4) SURF (Speeded Up Robust Features)
- surf 特征是类似于 SIFT 特征的一种尺度不变的特征点。
- 它利用 {Haar 小波} 来近似 SIFT 方法中的梯度操作，同时利用 {积分图技术} 进行快速计算。
- 它的优点在于比 SIFT 效率要高，在实际运算中可以达到 {实时性} 的要求。
- SURF 的速度是 SIFT 的 3-7 倍，大部分情况下它和 SIFT 的性能相当，因此它在很多应用中得到了应用，尤其是对运行时间要求高的场合。
- Sift 采用的是 DOG 图像，而 surf 采用的是 Hessian 矩阵行列式近似值图像。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 2. 基于模板
- 基于模板的方法主要考虑像素 {领域点的灰度变化}, 即图像亮度的变化, 将与邻点亮度对比足够大的点定义为角点。
- 常见的基于模板的角点检测算法:
  - (1) Kitchen-Rosenfeld
  - (2) Moravec's
  - (3) Harris
  - (4) KLT
  - (5) SUSAN
  - (6) FAST
  - (7) MOPS
  - (8) MROGH



# 特征点检测 (Point Detector)

- (1) Kitchen-Rosenfeld
- (2) Moravec's
- Moravec 角点检测算法是最早的角点检测算法之一。
- 该算法将角点定义为具有低“{自相关性}”的点。
- Moravec 会计算每个像素 patch 和周围 patch 的 SSD 最小值作为强度值，取局部强度最大的点作为特征点。
- Moravec 角点检测算法有几个很明显的缺陷：
  - 1，强度值的计算并不是各向同性的，只有离散的 8 个 45 度角方向被考虑。
  - 因此 patch 最多只有 8 个方向。
  - 2，由于窗口是方形并且二元的，因此相应函数会有噪声。
  - 3，对边缘的响应太简单，因为强度值尽取 SSD 的最小值。

# 特征点检测 (Point Detector)

- (3) Harris
- Harris 算子也称为 Plessey 算子, 是为了改善 Moravec 算子性能, 由 Harris 和 Stephens 提出的。
- 经典的 Harris 角点检测是基于 {亮度} 变化的角点检测算法。
- 基本原理是计算图像中每点与周围点变化率的 {平均值}。
- 优点:
- Harris 角点具有旋转、光照不变性, 有较高的稳定性和稳健性。
- 能够在图像旋转, 灰度变化以及噪声干扰等情况下准确的检测到角点。
- 缺点:
- 不具有 {尺度不变性}, 在算法复杂性上比较高。
- 在大的复杂的目标识别或匹配应用上效率不能满足要求。

# 特征点检测 (Point Detector)

- Harris 算子的改进
- 2.3.1 ANMS(Adaptive non-maximal suppression)
- 2.3.2 Shi-Tomasi
- (4) KLT
- (5) SUSAN
- 由于 {局部梯度} 的方法对噪声影响比较敏感而且计算量大, 英国学者 Smith 和 Brady 提出一种基于 {形态学} 的角点特征检测方法。
- 这种方法是一种基于灰度的特征点获取方法, 适用于图像中的 {边缘检测}, 且计算速度快, 适用于实时图像处理。
- 和其他角点检测算法相比, SUSAN 角点检测算法具有算法简单、位置准确、抗噪声能力强等特点。
- 该算法是基于像素领域包含若干元素的近似圆形模板, 对每个像素基于该模板领域的图像灰度计算角点响应函数 (CRF) 的数值。
- 如果大于某阈值且为局部极大值, 则认为该点为角点。

# 特征点检测 (Point Detector)

- (6) FAST
- FAST 特征检测算法来源于 `corner` 的定义。
- 这个定义基于特征点周围的图像灰度值，检测候选特征点周围一圈的像素值。
- 如果候选点周围领域内有足够多的像素点与该候选点的灰度值差别够大，则认为该候选点为一个特征点。
- 优缺点：计算速度快，只计算了灰度信息
- 2.6.1 BRISK
- 对 FAST 算法的改进

# 特征点检测 (Point Detector)

- (7) MOPS
  - 尺度不变：在多层图像金字塔上检测角点，在同一层进行匹配。
  - MOPS 局限：待匹配的图像需要尺度近似。
- (8) MROGH
  - MROGH (Multi-support Region Order-based Gradient Histogram) 则是 {特征汇聚} 策略上寻求创新。
  - 之前的局部图像特征描述子，其特征汇聚策略都是基于邻域内点的 {几何位置} 的。
  - 而 MROGH 基于点的 {灰度序列} 进行特征汇聚。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 3. 基于模板梯度组合
- 4. 二值特征描述子
  - (1) BRIEF
    - BRIEF (Binary Robust Independent Element Feature) 利用局部图像邻域内随机点对的灰度大小关系来建立局部图像特征描述子。
    - 得到的二值特征描述子不仅匹配速度快，而且存储要求内存低，因此 {手机应用} 中具有很好的应用前景。
  - (2) ORB
  - (3) BRISK
  - (4) FREAK

# 特征点检测 (Point Detector)

- 二、基于二值图像的角点检测
  - 1. 二值图像角点检测的形态骨架法
  - 二值图像处于 {灰度} 和 {边缘轮廓图像} 的中间步骤，所以专门针对此类图像的角点检测方法并不多见。
- 三、基于边缘特征的角点检测方法
  - 1. 基于边缘链码的角点检测
  - 2. 基于小波变换的角点检测
  - 3. 基于曲率尺度空间的角点检测
- 四、基于支持向量机角点检测算法

# 特征点检测 (Point Detector)

- 1. 基于边缘链码的角点检测
- 基于边界链码的角点检测方法主要包括三个步骤：
  - (1) 图像预分割
  - (2) 对预分割后得到的图像的边界轮廓进行顺序编码
  - (3) 根据边缘轮廓链码对图像中的角点进行提取



# 特征点检测 (Point Detector)

- 2. 基于小波变换的角点检测
- 基于小波变换的角点检测方法的思想是：
  - (1) 首先用边缘检测算子提取目标边缘，选取具有极大值检测能力的小波。
  - (2) 在多个尺度下进行小波变换，求取小波系数的模极大值点得到角点的候选点集。
  - (3) 然后使用一定的筛选规则，选出正确的角点集。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 3. 基于曲率尺度空间的角点检测
- 在尺度空间的图像分析理论的基础上。
- Mokhtarian 及 Suomela 提出了基于曲率尺度空间 (Curvature Scale Space, {CSS}) 的角点检测算法。
- 该算法首先使用 canny 算子在原图像中检测边缘, 计算不同尺度下边缘曲线的曲率值。
- 然后将高尺度下的局部曲率极值点作为候选角点。
- 最后逐步减小尺度, 在多个低尺度处跟踪定位角点。

# 特征点检测 (Point Detector)

- 就角点提取算法的发展状况而言，要构造出高精度的角点检测算法，还有很大的发展空间，进一步的研究方向可以归纳如下：
- (1) 构造更有效的角点检测方法，根据角点特征合理的选择角点提取算法，以克服 {高精度} 与 {算法复杂性} 之间的矛盾。
- (2) 合理选择角点判断准则以及进行算法改进，以解决 {稳定性}、{可靠性}、{鲁棒性}、{准确性}、{高效性} 以及角点类型多样化等问题。
- (3) 综合利用各学科中的优秀算法应用于角点提取方法当中，以实现角点检测的 {高效} 以及高精度化。

# 特征点检测 (Point Detector) 小结

- 特征点检测 (Point Detector)
  - 一、基于灰度图像的角点检测
    - 1. 基于梯度 2. 基于模板 3. 基于模板梯度组合 4. 二值特征描述子
  - 二、基于二值图像的角点检测
  - 三、基于边缘特征的角点检测方法
    - 1. 基于边缘链码的角点检测 2. 基于小波变换的角点检测 3. 基于曲率尺度空间的角点检测
  - 四、基于支持向量机角点检测算法

# 背景建模 (Background Modeling)



(a) Current frames (b) Background images (c) Difference images

Figure: Background Modeling

# 背景建模 (Background Modeling)

- 背景减除法:
- {背景建模}, 然后进行 {背景减除}, 剩下 {前景} 视作所求的目标, 也是 {目标检测} 的一类方法。
- 1. 进行图像的预处理 (色彩空间转换、滤波)
- 2. 背景建模
- 3. 背景模型自适应: (1) 背景复杂度计算 (2) 自适应调整判断阈值 (3) 自适应调整更新率
- 4. 前景检测
- 5. 背景模型更新
- 6. 后处理 (滤波、显著性检测): 特别是 {马尔科夫随机场} 理论作为一种后处理手段, 是一种较为常用和有效的技术。

# 进行图像的预处理

- 1. 进行图像的预处理（色彩空间转换、滤波）
  - (1) 邻域均值滤波
    - 对加性噪声的处理比较有效，但是会造成高频的图像边缘部分出现模糊现象，而且模糊程度与邻域模板的大小成正比。
  - (2) 中值滤波
    - 它对孤立的噪声像素印制能力很强，由于它不是简单的取均值，所以产生的模糊比较少，它在消除噪声的同时又保持了图像的细节。
    - 但窗口不易太大，否则图像的边缘信息也会受到损失。
  - (3) 空域低通滤波
  - (4) 频域低通滤波
  - 图像信息一般集中在低频部分，噪声在高频部分。

# 背景建模 (Background Modeling)

- 2. 背景建模
- 背景与前景都是 {相对} 的概念。
- 以高速公路为例：有时我们对高速公路上来来往往的汽车感兴趣，这时汽车是前景，而路面以及周围的环境是背景。
- 有时我们仅仅对闯入高速公路的行人感兴趣，这时闯入者是前景，而包括汽车之类的其他东西又成了背景。



# 背景建模 (Background Modeling)

- 难点:
- (1) 环境 {光照} 的变化 (光照突然性的变化和渐进的光照变化)
- (2) 前景的 {阴影}
- (3) 背景的 {多模态性}
- 背景中存在的细微的运动将影响前景目标检测的结果
- 动态的背景
- (4) 如何快速适应 {背景的变化} (新的不动的物体进入到背景中)
- (5) 图像 {噪声}
- (6) 前景与背景很相似

# 背景建模 (Background Modeling)

- 背景建模受光照的缓慢变化及突变、阴影、图像噪声、动态背景，如晃动的树叶等等因素的影响，在不同的应用场景下，还需进行不同的处理。
- 不同的方法在某些方面表现的较优的性能，很少有某一方法能在各个方面都呈现出最优的情况，所以需针对不同的应用场景选择最合适的方法。

# 背景建模 (Background Modeling)

- 3 分类:
- 背景建模方法可以分为两类, {颜色背景模型} 和 {纹理背景模型}。

# 背景建模 (Background Modeling)

- 一、颜色背景模型
  - 1. 平均背景模型 (平均时间背景模型)
  - 2. 参数化背景模型 (高斯背景模型)
  - 3. 非参数化背景模型
  - 4. 码本 (CodeBook) 背景模型
- 二、纹理背景模型
  - 1. LBP 特征
  - 2. SILTP 特征
- 三、其他方法

# 一、颜色背景模型

- 一、颜色背景模型
- 颜色背景模型其思想是对图像中 {每个像素的颜色值} (灰度或彩色) 进行建模。
- 如果当前图像坐标  $(x,y)$  上的像素颜色值与背景模型中  $(x,y)$  上的像素颜色值有 {较大差异} 时, 当前像素被认为是 {前景}, 否则为 {背景}。
- 颜色背景模型的一个最明显的缺点是对 {阴影} 敏感, 即将阴影误检测为运动目标。
- 在特定场合下, 需要在检测后对阴影进行抑制和消除。

# 一、颜色背景模型

- 1. 平均背景模型 (平均时间背景模型)
- 平均背景模型 (Average Background Model) 是一种简单、计算速度快但对环境光照变化和背景的多模态性比较敏感的一种背景建模算法。
- 其基本思想是：计算 {每个像素的平均值} 作为它的背景模型。
- 是最简单的一种背景模型，求出多个背景图像对应像素点的平均值待比较的图像对应像素点与平均值比较。
- 如果超过一定 {阈值} 这认为其为前景点，如果在一定阈值之间，则认为其为背景点。

# 平均背景模型

- 1. 平均背景模型 (平均时间背景模型)
- (1) 中值法背景建模
- 在一段时间内，取连续  $N$  帧图像序列，把这  $N$  帧图像序列中对应位置的像素点灰度值按从小到大排列，然后取 {中间值} 作为背景图像中对应像素点的灰度值。
- (2) 均值法背景建模
- 均值法建模算法非常简单，就是对一些连续帧取像素 {平均值}。
- 这种算法速度很快，但对环境光照变化和一些动态背景变化比较敏感。
- 其基本思想是，在视频图像中取连续  $N$  帧，计算这  $N$  帧图像像素灰度值的平均值来作为背景图像的像素灰度值。

# 一、颜色背景模型

- 2. 参数化背景模型 (高斯背景模型)
- 单个像素的潜在 {概率密度函数} 是 {高斯} 或者 {高斯混合函数}。
- (1) 单高斯背景模型 (Single Gaussian Background Model)
- 基本思想: 将图像中每一个像素点的颜色值看成是一个 {随机过程}  $X$ , 并假设该点的某一像素值出现的 {概率} 服从 {高斯分布}。
- 根据该点的 {高斯分布参数} (均值和方差) 判断对应像素点是否为前景点或背景点。
- 滑动高斯平均 (Running Gaussian average) —Single Gaussian



# 参数化背景模型

- (2) 混合高斯背景模型 (Gaussian Mixture Model)
- 在单高斯背景模型中将单个高斯分布作为相应某一像素值的概率密度分布。
- 混合高斯背景模型对其进行了扩展，通过多个高斯概率密度函数（一般为三到五个）的 {加权平均} 来平滑地近似任意形状的密度分布函数。
- 混合高斯模型的基本思想是对每个像素，定义个  $N$  状态，每个状态用一个高斯函数表示，这些状态一部分表示背景，其余部分表示前景。
- 混合高斯在现有的背景建模算法中应该算是比较好的，但缺点是计算量相对比较大，速度偏慢，对光照敏感。

# 参数化背景模型

- (3) 高斯混合模型的一些改进方法
  - 1.An Improved Adaptive Background Mixture Model for Realtime
  - 2.Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction
  - 3.Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction
  - 4.Background Modeling using Mixture of Gaussians for Foreground Detection A Survey

# 参数化背景模型

- (4) 自适应的背景减除方法
- 1). 样本一致性背景建模算法 (SACON)
- 通过对每一个像素进行 {样本一致性计算} 估算背景模型, 算法计算简单但性能很好, 与时下的最新算法相比, 算法具有很强的应用前景。
- 2). VIBE 算法
- ViBe 是一种 {像素级视频} 背景建模或前景检测的算法, 效果优于所熟知的几种算法, 对硬件内存占用也少。
- ViBe 算法具有以下几个优点: (1) 内存占用小; (2) 计算量小; (3) 性能优于混合高斯模型; (4) 背景模型能够快速初始化; (5) 更快的 Ghost 区域消除速度。

# 自适应的背景减除方法

- 3). Pixel-Based Adaptive Segmenter (PBAS) 检测算法
- 结合了 SACON 和 VIBE 两个算法的优势，并进行了一些细微的改进而成的，算法在检测性能上优于 SACON 和 VIBE。
- 4). 自组织背景检测 (SOBS-Self-organization background subtraction)
- SOBS 是一种基于 {自组织神经网络} 的背景差分算法。
- 主要是借鉴神经网络的特性，一个网络输入节点，对应多个中间节点，将背景模型中的一个像素映射到模型的多个位置，并采用了像素邻域空间相关的更新方式，使邻域的信息进一步融入模型中，使得算法具有邻域空间相关性。

# 一、颜色背景模型

- (5) Wallflower 方案
- 该方案尝试解决 {背景维持} 中现存的许多问题，例如灯光打开关闭，前景孔穴等等。
- {时间轴上的像素级处理}，{像素间的区域处理}，{帧间处理}。
- (6) W4 方法
- 该方法为背景建模而对每个像素保留了三个值的方法，包括最大值 (M)，最小值 (N) 和最大帧间绝对差值 (D)。

# 一、颜色背景模型

- 3. 非参数化背景模型
- 高斯背景模型对像素点值的概率密度分布做了 {假设}, 而这个假设不一定成立。
- 非参数化背景模型不对像素点值做出任何假设, 而通过 {概率密度估计} 的方法建立像素的背景统计模型。
- 其基本思想是: 为被建模场景中的像素点保存一段时间内的一系列颜色样本值, 并根据这些样本值来估计当前帧图像中每一个像素点的概率。
- 非参数化的背景模型方法具有以下优点: (1) 不需要 {指定潜在的模型}, (2) 不需要 {明确的估计参数}。
- 非参数化方法的主要缺陷是它们的 {计算量}。

# 非参数化背景模型

- (1) 核密度估计
- 该算法应该是一个比较 {鲁棒} 的算法，可以解决很多算法参数设置方面的问题，{无需设置参数} 应该是算法的一大优势。
- 1) . 均值漂移 (Mean Shift)
- 目前最流行的非参数化背景建模方法，该方法通过 {核密度估计} 建立了一种非参数化的背景模型。
- 这种模型具有鲁棒性，能够适应混乱及不完全静止但包含小扰动场合下的背景，例如摆动的树枝和灌木。
- (2) 快速高斯变换 (FGT)
- (3) 新 ball tree 算法
- (4) K 近邻 (KNN) 分类

# 一、颜色背景模型

- 4. 码本 (CodeBook) 背景模型
- 考虑到简单背景减图法无法对 {动态的背景建模}, 有学者就提出了 codebook 算法。
- CodeBook 算法的基本思想是得到每个像素的 {时间序列} 模型。
- 这种模型能很好地处理时间起伏, 缺点是需要消耗大量的内存。



# 背景建模 (Background Modeling)

- 二、纹理背景模型
- 1. LBP 特征
- 1). 灰度单调的变化不会导致 LBP 值发生改变。
- 2). 计算速度快。
- 3). 能够 {实时} 的跟踪快速运动的目标，对于小目标也有较好的效果。
- 4). 对 {噪声} 有很好的抑制，不会出现高斯背景建模时出现的斑点噪声，因此无需滤波操作，节省了时间。
- 5). 它对于光照的变化、摇摆的树木、起伏的湖面和闪烁的监视器这些复杂的情况，还有背景中有新的物体进入或者旧的物体移出这些情况都有很好的 {适应性}。
- 6). 缺点是没有解决 {运动阴影} 的问题。
- 2. SILTP 特征等。

# 背景建模 (Background Modeling)

- 三、其他方法
- 1.FGD—复杂背景下的前景物体检测 (Foreground object detection from videos containing complex background)
- 2. 基于 GMM+LBP 的背景建模方法
- 3. 本征背景法: 该算法基于 {贝叶斯框架}。
- 4.NBGModel: 非常有效, 非常简洁, 特别适用于伴随复杂运动对象的背景建模。
- 5.KDE2000: 使用 Kernel Density Estimation (KDE) 做背景建模的基础算法之一。
- 6.PbModel—基于 {概率模型} 的背景差分算法。
- 其基本思想是像素点会因光照变化、运动物体经过产生多种颜色值, 但是一段时间内, 像素点处于静止状态的时间会比处于运动状态的时间长。因而一段时间内, 像素点某个颜色值出现的概率会高于其他颜色值,{高概率} 的颜色值即为该像素点的背景值。

# 背景建模 (Background Modeling)

- 7. 卡尔曼滤波器模型
- 该算法把背景认为是一种稳态的系统，把前景图像认为是一种噪声，用基于 **Kalman** 滤波理论的时域递归低通滤波来预测变化缓慢的背景图像，这样既可以不断地用前景图像更新背景，又可以维持背景的稳定性和消除噪声的干扰。
- 8. 粒子滤波

# 背景建模 (Background Modeling)

- 3. 背景模型自适应: (1) 背景复杂度计算 (2) 自适应调整判断阈值 (3) 自适应调整更新率
- 4. 前景检测
- 在建立好背景模型之后, 通过对当前图像及背景的某种比较, 我们可以得出前景。
- 检测当前图像和背景图像的差异, 如果差值大于一定 {阈值}, 则判定该像素为 {前景运动目标}。
- 5. 背景模型更新

# 背景建模 (Background Modeling)

- 6. 后处理
- 噪声的影响，会使检测结果中出现一些本身背景的区域像素点被检测成运动区域 ({错检})，也可能是运动目标内的部分区域被 {漏检}。
- 另外，背景的扰动，如树枝、树叶的轻微摇动，会使这部分也被 {误判断} 为运动目标。
- 为了消除这些影响，首先对上一步的检测结果用 {形态学} 的方法进行处理，在找出经过形态学处理的后的 {连通域}，计算每个连通域中的面积。
- 对于面积小于一定值的区域，将其抛弃，不看做是前景运动目标。

# 背景建模 (Background Modeling) 小结

- 1. 进行图像的预处理 (色彩空间转换、滤波)
- 2. 背景建模
- 3. 背景模型自适应: (1) 背景复杂度计算 (2) 自适应调整判断阈值 (3) 自适应调整更新率
- 4. 前景检测
- 5. 背景模型更新
- 6. 后处理 (滤波、显著性检测)

# 背景建模 (Background Modeling) 小结

- 一、颜色背景模型
  - 1. 平均背景模型 (平均时间背景模型)
  - 2. 参数化背景模型 (高斯背景模型)
  - 3. 非参数化背景模型
  - 4. 码本 (CodeBook) 背景模型
- 二、纹理背景模型
  - 1. LBP 特征
  - 2. SILTP 特征
- 三、其他方法

# 图像分割 (Segmentation)



Figure: Segmentation

图像分割就是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程, 是由 {图像处理} 到 {图像分析} 的关键步骤。



# 图像分割 (Segmentation)

- 数字图像分割是指将一幅数字图像分解为若干 {互不交叠} 的、{有意义} 的、{具有相同性质} 的区域。
- 好的图像分割应具有以下特征：
  - (1) 分割出来的各区域对某种性质（例如灰度，纹理）而言具有相似性，区域内部是连通的且没有过多小孔。
  - (2) 相邻区域对分割所依据的性质有明显的差异。
  - (3) 区域边界是明确的。
- 如果强调分割区域的 {同性质约束}, 则分割区域很容易产生大量 {小孔} 和 {不规则边缘}; 若强调不同区域间性质差异的 {显著性}, 则易造成不同区域的 {合并}。
- 具体处理时, 不同的图像分割方法总是在各种约束条件之间寻找一种合理的平衡。

# 图像分割 (Segmentation)

- 一、阈值分割法
- 1. 最大相关性原则选择阈值法。2. 基于图像拓扑稳定状态法。3. 灰度共生矩阵法。4. 熵法。5. 峰值和谷值分析法。6. 对传统阈值法改进较成功的几种算法。
- 二、基于边缘的图像分割法
- 1. 基于导数的边缘检测方法。2. 间接基于导数的边缘检测方法。
- 三、基于聚类的分割法
- 1. 颜色聚类分割。2. 灰度聚类分割。3. 像素空间聚类分割。
- 四、函数优化法
- 1. 统计学分割法。2. 结合区域与边缘信息法。3. 最小长度描述法 (MDL)。4. 基于贝叶斯公式的分割法。
- 五、结合特定理论工具的分割法
- 1. 基于数学形态学的分割技术 2. 基于模糊技术的图像分割法 3. 基于人工神经网络技术的图像分割法 4. 基于遗传算法的图像分割法 5. 基于小波分析和变换的分割法

# 图像分割 (Segmentation)

- 一、阈值分割法
- 阈值分割法作为一种常见的区域并行技术, 它通过设置 {阈值}, 把像素点 {按灰度级} 分若干类, 从而实现图像分割。
- 由于是直接利用图像的灰度特性, 因此计算方便简明、实用性强。
- 但是显然, 阈值分割方法的关键和难点是如何取得一个合适的阈值。
- 而实际应用中阈值设定易受 {噪声} 和 {光亮度} 影响。

# 图像分割 (Segmentation)

- 1. 最大相关性原则选择阈值法
- 2. 基于图像拓扑稳定状态法
- 3. 灰度共生矩阵法
- 4. 熵法
- 5. 峰值和谷值分析法
- 6. 对传统阈值法改进较成功的几种算法:
  - (1) 自适应阈值法 (2) 最大熵法 (3) 模糊阈值法 (4) 类间阈值法

# 图像分割 (Segmentation)

- 更多的情况下, 阈值的选择会综合运用 2 种或 2 种以上的方法, 这也是图像分割发展的一个趋势。
- 阈值法的缺陷主要在于它仅仅考虑了图像的 {灰度信息}, 而忽略了图像的 {空间信息}。
- 对于非此即彼的简单图像处理 (如一些二值图像的处理) 是有效的。
- 但是对于图像中不存在 {明显} 的灰度差异或各物体的灰度值范围有较大 {重叠} 的图像分割问题难以得到准确的分割效果。

# 图像分割 (Segmentation)

- 二、基于边缘的图像分割法
- 边缘总是以强度突变的形式出现, 可以定义为图像局部特性的不连续性, 如灰度的突变、纹理结构的突变等。
- 边缘常常意味着一个区域的终结和另一个区域的开始。
- 图像的边缘包含了物体形状的重要信息, 它不仅在分析图像时大幅度地减少了要处理的 {信息量}, 还保护了目标的 {边界结构}。
- 对于边缘的检测常常借助 {空间微分算子} 进行, 通过将其 {模板} 与图像 {卷积} 完成。
- 两个具有不同灰度值的相邻区域之间总存在灰度边缘, 而这正是灰度值 {不连续} 的结果, 这种不连续可以利用求一阶和二阶导数检测到。

# 图像分割 (Segmentation)

- 1. 基于导数的边缘检测方法:
  - (1) 一次微分 (Sobel 算子、Roberts 算子)
  - (2) 二次微分 (拉普拉斯算子)
  - (3) 模板操作 (Prewitt 算子、Kirsch 算子和 Robinson 算子)
- 这些边缘检测器对边缘灰度值过渡比较 {尖锐} 且噪声 {较小} 等不太复杂的图像可以取得较好的效果。
- 但对于 {边缘复杂}(如边缘模糊、边缘丢失、边缘不连续等) 的图像效果不太理想。
- 此外,{噪声} 的存在使基于导数的边缘检测方法效果明显降低。
- 2. 在噪声较大的情况下所用的边缘检测算子通常都是先对图像进行适当的平滑,{抑制噪声}, 然后求导数。
- 或者对图像进行 {局部拟合}, 然后再用 {拟合光滑函数} 的导数来代替直接的数值导数。
- 如 Marr 算子、Canny 算子等。

# 图像分割 (Segmentation)

- 三、基于聚类的分割法
- 对灰度图像和彩色图像中 {相似} 灰度或色度 {合并} 的方法称之为聚类。
- 通过聚类将图像表示为不同区域即所谓的聚类分割方法。
- 此方法的实质是将图像分割问题转化为 {模式识别} 的 {聚类分析}。
- 如 k 均值、参数密度估计、非参数密度估计等方法都能用于图像分割。
- 1. 颜色聚类分割
- 2. 灰度聚类分割
- 3. 像素空间聚类分割



# 图像分割 (Segmentation)

- 1. 颜色聚类分割
- 颜色聚类实际上是将相似的几种颜色合并为一色。
- 描述颜色近似程度的指标是 {色差}, 在标准 CIE 匀色空间中, 色差是用两个颜色的 {距离} 来表示的。
- 但是显示器采用的 RGB 空间是显示器的设备空间, 与 CIE 系统的真实三原色不同。
- 为简单起见, 一般采用 RGB 色空间中的距离来表示。
- 2. 灰度聚类分割
- 如果只把图像分成 {目标} 和 {背景} 两类, 而且仅考虑像素的灰度, 这就是一个在一维空间中把数据分成 {两类} 的问题。
- 通过在灰度空间完成聚类, 得到两个聚类中心 (用灰度值表征), 聚类中心连线的 {中点} 便是阈值。

# 图像分割 (Segmentation)

- 3. 像素空间聚类分割
- 人类视觉系统的研究表明, 人眼在识别物体时总是离不开物体所在的 {周围环境}, 所以图像中灰度的 {局部变化} 对于图像处理是相当重要的信息。
- 如果在某些 {特定的尺度} 上观察图像, 比如说把图像信号通过一个带通滤波器, 滤波的结果将使图像的 {局部信息} 更好地被表达。
- 通过一个 {多尺度分解}, {轮廓信息} 可以在 {大尺度} 图像上保留下来, {细节} 或者 {突变信息} 可以在 {中小尺度} 上体现。
- 基于多尺度图像特征聚类的分割方法渐渐得到了人们的关注。

# 图像分割 (Segmentation)

- 四、函数优化法
- 基于函数优化的分割方法是图像分割中另一大类常用的方法。
- 其基本思路是给出一个 {目标函数}, 通过该目标函数的 {极大化} 或 {极小化} 来分割图像。
- 1. 统计学分割法
- 2. 结合区域与边缘信息法
- 3. 最小长度描述法 (MDL)
- 4. 基于贝叶斯公式的分割法

# 图像分割 (Segmentation)

- 1. 统计学分割法
- 它是把图像中各个像素点的灰度值看作是具有一定 {概率分布} 的 {随机变量}。
- 且观察到的实际物体是作了某种 {变换} 并加入 {噪声} 的结果。
- (1) 基于马尔科夫随机场法 (MRF)
- (2) 标号法 (Labeling)
- (3) 混合分布法 (Mixture)

# 图像分割 (Segmentation)

- 2. 结合区域与边缘信息法
- (1) 区域增长法
- 区域增长有两种方式: 一种是先将图像分割成很多的 {一致性较强} 的 {小区域}, 再按一定的规则将小区域 {融合} 成 {大区域}, 达到分割图像的目的。
- 另一种是事先给定图像中要分割目标的一个 {种子区域}, 再在种子区域基础上将周围的像素点以一定的规则加入其中, 最终达到目标与背景 {分离} 的目的。
- (2) 区域分裂合并法
- 分裂合并法对图像的分割是按 {区域生长法} 沿 {相反方向} 进行的, 无需设置种子点。
- 其基本思想是给定 {相似测度} 和 {同质测度}, 从整幅图像开始, 如果区域不满足同质测度, 则 {分裂} 成任意大小的 {不重叠子区域}; 如果 2 个邻域的子区域满足相似测度, 则 {合并}。

# 图像分割 (Segmentation)

- 3. 最小长度描述法 (MDL)
- MDL 法的基本思路是用一种计算机描述语言来描述图像的 {区域} 和 {边界} 信息, 得到一个 {描述长度函数}, 以此作为 {目标函数}, 根据 {图像极小化描述长度} 从而得到分割结果。
- MDL 准则主要应用于 {区域竞争} 中, 即通过这种规则对比若干个种子区域, 找出其中的坏种子。
- 它常常与其它方法结合使用。
- 4. 基于贝叶斯公式的分割法

# 图像分割 (Segmentation)

- 五、结合特定理论工具的分割法
- 图像分割目前尚无通用的理论。
- 近年来, 随着各学科许多新理论和新方法的提出, 人们也提出了许多与一些 {特定理论}、{方法} 和 {工具} 相结合的分割技术。
- 1. 基于数学形态学的分割技术
- 2. 基于模糊技术的图像分割法
- 3. 基于人工神经网络技术的图像分割法
- 4. 基于遗传算法的图像分割法
- 5. 基于小波分析和变换的分割法

# 图像分割 (Segmentation)

- 1. 基于数学形态学的分割技术
- 此技术的基本思想是用具有一定形态的 {结构元素} 去 {量度} 和 {提取} 图像中的 {对应形状} 以达到对图像分析和识别的目的。
- (1) 基于图像最大内切圆的数学形态学形状描述图像分割算法
- (2) 基于目标最小闭合结构元素的数学形态学形状描述图像分割算法
- (3) 分水岭区域分割法
- (4) 聚类快速分割法
- 由于形态学对图像分割具有优异的特性, 使其在未来的图像分割中起主导作用。
- 但该方法的主要缺陷还是不能很好地解决耗时问题, 将其与一些节约时间的措施结合起来, 是图像分割的一种趋势。



# 图像分割 (Segmentation)

- 2. 基于模糊技术的图像分割法
- 基于模糊集合和逻辑的分割法是以 {模糊数学} 为基础, 利用图像中由于信息不全面、不准确、含糊、矛盾等造成的不确定性问题。
  - (1) 基于有偏场的适配模糊聚类分割算法
  - (2) 基于图像间模糊散度的阈值化算法
- 3. 基于人工神经网络技术的图像分割法
- 基于神经网络分割法的基本思想是通过训练 {多层感知机} 来得到 {线性决策函数}, 然后用决策函数对像素进行分类来达到分割的目的。

# 图像分割 (Segmentation)

- 4. 基于遗传算法的图像分割法
- 遗传算法是基于进化论自然选择机制的、并行的、统计的、随机化搜索方法。
- 对此, 科学家们进行了大量的研究工作, 并成功地将它们运用于各种类型的优化问题。
- 在分割复杂的图像时, 人们往往采用多参量进行信息融合, 在多参量参与的最优值求取过程中, 优化计算是最重要的, 把自然进化的特征应用到计算机算法中, 能解决很多困难。
- 遗传算法的出现为解决这类问题提供了新而有效的方法, 它不仅可以得到全局最优解, 而且大量缩短了计算时间。
- 5. 基于小波分析和变换的分割法
- 该方法借助 {小波变换} 来分割图像的一种方法, 也是非常新的一种方法。
- 小波变换是一种 {多尺度多通道} 分析工具, 比较适合对图像进行 {多尺度的边缘检测}。

# 图像分割 (Segmentation)

- 六、新的混合算法和模型
- 1. 基于视觉熵的图像分割
- 2. 基于各种模型 (动态轮廓模型、物理模型等) 的分割算法

# 图像分割 (Segmentation)

- 一、阈值分割法
- 1. 最大相关性原则选择阈值法。2. 基于图像拓扑稳定状态法。3. 灰度共生矩阵法。4. 熵法。5. 峰值和谷值分析法。6. 对传统阈值法改进较成功的几种算法。
- 二、基于边缘的图像分割法
- 1. 基于导数的边缘检测方法。2. 间接基于导数的边缘检测方法。
- 三、基于聚类的分割法
- 1. 颜色聚类分割。2. 灰度聚类分割。3. 像素空间聚类分割。
- 四、函数优化法
- 1. 统计学分割法。2. 结合区域与边缘信息法。3. 最小长度描述法 (MDL)。4. 基于贝叶斯公式的分割法。
- 五、结合特定理论工具的分割法
- 1. 基于数学形态学的分割技术 2. 基于模糊技术的图像分割法 3. 基于人工神经网络技术的图像分割法 4. 基于遗传算法的图像分割法 5. 基于小波分析和变换的分割法

# 图像分割 (Segmentation)

- 数字图像分割存在的问题：
  - (1) 现有的多种算法都是针对不同的数字图像, 没有一种 {普遍适用} 的分割算法。
  - (2) 缺乏通用的 {分割评价标准}。
  - 量化测度应有助于视觉系统中的自动决策及评价算法的优劣。
  - 同时应考虑到均质性、对比度、紧致性、连续性、心理视觉感知等因素。
  - (3) 与 {人类视觉机理} 相脱节。
  - 寻找到具有较强的鲁棒性、实时性以及可并行性的分割方法必须充分利用人类视觉特性。
  - (4) 知识的利用问题。
- 人类视觉分割中应用了许多 {图像以外} 的知识, 在很多视觉任务中, 人们往往对获得的图像已具有某种 {先验知识}, 这对于改善图像分割性能是非常重要的。

# 图像分割 (Segmentation)

- 数字图像分割发展趋势:
  - (1) 对原有算法的不断改进。
  - (2) 新方法、新概念的引入和多种方法的有效综合运用。
- 人们逐渐认识到现有的任何一种单独的图像分割算法都难以对一般图像取得令人满意的分割效果, 因而很多人在把新方法和新概念不断地引入图像分割领域的同时, 也更加重视把各种方法 {综合} 起来运用。
- (3) 交互式分割研究的深入。
- 由于很多场合需要对目标图像进行边缘分割分析 (如对医学图像的分析), 因此需要进行 {交互式} 分割研究。
- (4) {特殊} 图像分割的研究越来越得到重视。
- 目前有很多针对立体图像、彩色图像、多光谱图像以及多视场图像分割的研究, 也有对运动图像及视频图像中目标分割的研究, 还有对深度图像、纹理图像、计算机断层扫描、磁共振图像、共聚焦激光扫描显微镜图像、合成孔雷达图像等特殊图像的分割技术研究。

# 监督学习 (Supervised Classifiers)

- 监督学习 (Supervised Classifiers)

# 监督学习 (Supervised Classifiers)

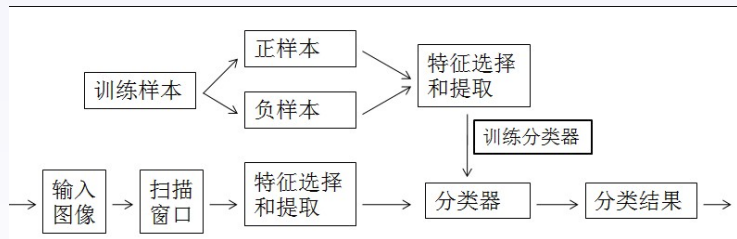


Figure: Object Detection



# 监督学习 (Supervised Classifiers)

- 目标检测中的监督学习方法，指的是在样本集中通过对不同视角下的目标的训练过程，学习得到不同目标视角下 {从输入到输出的映射函数}。
- 它是一个 {分类问题}，在目标检测中，学习样本由 {目标特征} 对一个相关的目标类别组成。

# 监督学习 (Supervised Classifiers)

- 一、特征选择
- 二、学习算法 (训练分类器)

# 一、特征选择

- 一、特征选择
- 特征选择是分类问题中的一个重要方面。
- 图像特征最重要的属性是 {独特性}, 能够在特征空间内方便区分目标。
- 特征可以是 {颜色}、{纹理}、{形状}、{轮廓} 等常用特征。
- 也可以是 {目标区域}、朝向、外观、{概率密度}、{直方图} 等。
- 可用于 {跟踪} 的特征有颜色、边缘、光流和纹理, 或者是其中几种的组合。

# 一、特征选择

- 1. 颜色特征
- 2. 纹理特征
- 3. 形状特征
- 4. 空间关系特征
- 5. 概率密度特征、直方图特征、梯度（变化率）特征等。
- 6. 边缘特征
- 7. 光流特征

# 一、特征选择

- 1. 颜色特征
  - 1.1 颜色直方图
  - 1.2 颜色集
  - 1.3 颜色矩
  - 1.4 颜色聚合向量
  - 1.5 颜色相关图

# 1. 颜色特征

- 1.1 颜色直方图
- 颜色直方图用以反映图像颜色的组成分布，即各种颜色出现的概率。
- (1) RGB
- (2) HSV
- (3) HLS

# 1. 颜色特征

- 缺点:
- (1) 由于颜色直方图是全局颜色统计的结果, 因此丢失了像素点间的位置特征。
- (2) 可能有几幅图像具有相同或相近的颜色直方图, 但其图像像素位置分布完全不同。
- (3) 因此, 图像与颜色直方图得多对一关系使得颜色直方图在识别 {前景物体} 上不能获得很好的效果。

# 1. 颜色特征

- 1.2 颜色集
- 颜色集的方法致力于实现基于颜色实现对大规模图像的检索。
- 颜色集的方法首先将颜色转化到 HSV 颜色空间。
- 将图像根据其颜色信息进行图像分割成若干 {region}, 并将颜色分为多个 {bin}, 每个 region 进行颜色空间量化建立 {颜色索引}, 进而建立二进制图像颜色索引表。
- 为加快查找速度, 还可以构造 {二分查找树} 进行特征检索。



# 1. 颜色特征

- 1.3 颜色矩
- 颜色矩是一种有效的颜色特征，该方法利用线性代数中矩的概念，将图像中的颜色分布 {用其矩表示}。
- 利用颜色一阶矩 { (平均值 **Average**) }、颜色二阶矩 { (方差 **Variance**) } 和颜色三阶矩 { (偏斜度 **Skewness**) } 来描述颜色分布。

# 1. 颜色特征

- 1.4 颜色聚合向量
- 这个是对颜色直方图的一种比较聪明的改进。
- 同样将颜色分成几个区间，不同的是在这不同的区间中，把每种颜色分成 {连接区域 (coherent)} 和 {孤立 (incoherent) 区域}，分别统计这些区域的像素数，做对比时也是分别对比。
- 这样，对直方图分类可以有改善，同样，根据这种思想也可以有很多的引申。

# 1. 颜色特征

- 1.5 颜色相关图
- 其含义可简述为：与颜色值为  $i$  的像素距离  $k$  的像素颜色值为  $j$  的 {概率}。
- 这种特征不但描述了某一种颜色的像素数量占整个图像的 {比例}。
- 还反映了不同颜色对之间的 {空间相关性}。
- 实验表明，颜色相关图比颜色直方图和颜色聚合向量具有 {更高的检索效率}，特别是查询空间关系一致的图像。

# 一、特征选择

- 2. 纹理特征
- 纹理是检测物体表面 {intensity} 变化的手段，是对光滑程度和规则程度的量化。
- 相对于颜色，它多了一个计算描述符的步骤，对于 {光照不敏感}。
- 一幅图像的纹理是在图像计算中经过 {量化} 的图像特征。
- 图像纹理描述图像或其中小块区域的空间颜色分布和光强分布。

## 2. 纹理特征

- (一) 特点:
- 全局特征。
- 仅仅利用纹理特征是无法获得高层次图像内容的。
- 需要在包含多个像素点的区域中进行统计计算。
- 不会由于局部的偏差而无法匹配成功。
- 具有 {旋转不变性}, 并且对于噪声有较强的 {抵抗} 能力。

## 2. 纹理特征

- 纹理特征缺点:
- (1) 当图像的 {分辨率变化} 的时候, 所计算出来的纹理可能会有较大偏差。
- (2) 由于有可能受到光照、反射情况的影响, 从 2-D 图像中反映出来的纹理不一定是 3-D 物体表面 {真实的纹理}。
- (3) 在检索具有粗细、疏密等方面较大差别的纹理图像时, 利用纹理特征是一种有效的方法。
- 但当纹理之间的粗细、疏密等易于分辨的信息之间 {相差不大} 的时候, 通常的纹理特征很难准确地反映出人的视觉感觉不同的纹理之间的差别。

## 2. 纹理特征

- (二) 常用的特征提取与匹配方法
  - 1. 统计方法
  - 2. 几何法
  - 3. 模型法
  - 4. 信号处理法

## 2. 纹理特征

- 1. 统计方法
  - (1) 灰度共生矩阵
    - 灰度共生矩阵的四个关键特征：能量、惯量、熵和相关性。
    - 灰度共生矩阵定义为像素对的 {联合概率分布}，是一个对称矩阵。
    - 它不仅反映图像灰度在相邻的方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息，但也反映了相同的灰度级像素之间的位置分布特征，是计算纹理特征的基础。
  - (2) 从图像的自相关函数（即图像的能量谱函数）提取纹理特征（即通过对图像的能量谱函数的计算，提取纹理的粗细度及方向性等特征参数）



## 2. 纹理特征

- 2. 几何法
- 是建立在纹理基元（基本的纹理元素）理论上的一种纹理特征分析方法。
- 纹理基元理论认为，复杂的纹理可以由若干简单的纹理基元以一定的有规律的形式重复排列构成。
- 比较有影响的算法有两种：(1) Voronoi 棋盘格特征法 (2) 结构法。

## 2. 纹理特征

- 3. 模型法
- 以图像的构造模型为基础，采用模型的参数作为纹理特征。
- 典型方法：(1) 马尔可夫随机场模型法，(2) Gibbs 随机场模型法。

## 2. 纹理特征

- 4. 信号处理法
- 纹理特征的提取与匹配主要有：
  - (1) {灰度共生矩阵} 特征提取与匹配主要依赖于能量、惯量、熵和相关性四个参数。
  - (2) {Tamura 纹理} 特征基于人类对纹理的 {视觉感知心理学} 研究，提出 6 种属性，即：粗糙度、对比度、方向度、线像度、规整度和粗略度。
  - (3) {自回归纹理模型} 是马尔可夫随机场模型的一种应用实例。
  - (4) {小波变换}。

# 一、特征选择

- 3. 形状特征
- (一) 特点：可以有效地利用图像中感兴趣的目标来进行检索。
- 一些共同的问题：
  - (1) 缺乏比较完善的 {数学模型}。
  - (2) 目标有 {变形} 时检索结果往往不太可靠。
  - (3) 许多形状特征仅描述了目标局部的性质，要全面描述目标常对 {计算时间} 和 {存储量} 有较高的要求。
  - (4) 许多形状特征所反映的目标形状信息与人的直观感觉不完全一致 (特征空间的相似性与人视觉系统感受到的相似性有差别)。
  - (5) 从 2-D 图像中表现的 3-D 物体实际上只是物体在空间某一平面的投影，从 2-D 图像中反映出来的形状常不是 3-D 物体真实的形状，由于视点的变化，可能会产生各种 {失真}。

### 3. 形状特征

- (二) 常用的特征提取与匹配方法
- 1. 几种典型的形状特征描述方法
- 通常情况下，形状特征有两类表示方法，一类是 {轮廓} 特征，另一类是 {区域} 特征。
- 图像的轮廓特征主要针对物体的 {外边界}，而图像的区域特征则关系到 {整个形状区域}。
- (1) 边界特征法
- (2) 傅里叶形状描述符法
- (3) 几何参数法
- (4) 形状不变矩法
- (5) 其它方法
- 2. 基于小波和相对矩的形状特征提取与匹配

### 3. 形状特征

- 1. 边界特征法
- 该方法通过对边界特征的描述来获取图像的形状参数。
- 两个经典方法：
  - (1) Hough 变换检测平行直线方法：利用图像全局特性而将 {边缘像素连接} 起来组成区域封闭边界，其基本思想是 {点一线的对偶性}；
  - (2) 边界方向直方图方法：首先微分图像求得图像边缘，然后做出关于边缘大小和方向的直方图，通常的方法是构造 {图像灰度梯度方向矩阵}。

### 3. 形状特征

- 2. 傅里叶形状描述符法
- 基本思想是用物体边界的傅里叶变换作为形状描述，利用区域边界的封闭性和周期性，将二维问题转化为一维问题。
- 由边界点导出三种形状表达，分别是 (1) 曲率函数、(2) 质心距离、(3) 复坐标函数。

### 3. 形状特征

- 3. 几何参数法
- 形状的表达和匹配采用更为简单的区域特征描述方法，例如采用 {有关形状定量测度} (如矩、面积、周长等) 的形状参数法 (shape factor)。
- QBIC (基于内容的图像检索系统) 系统中，便是利用圆度、偏心率、主轴方向和代数不变矩等几何参数，进行基于形状特征的图像检索。
- 形状参数的提取，必须以 {图像处理} 及 {图像分割} 为前提，参数的准确性必然受到分割效果的影响，对分割效果很差的图像，形状参数甚至无法提取。



### 3. 形状特征

- 4. 形状不变矩法
- 利用目标所占区域的 {矩} 作为形状描述参数。

### 3. 形状特征

- 5. 其它方法:
- (1) 有限元法。
- (2) 旋转函数。
- (3) 小波描述符。

### 3. 形状特征

- 2. 基于小波和相对矩的形状特征提取与匹配:
- 先用小波变换模极大值得到 {多尺度边缘图像}。
- 计算每一尺度的 7 个不变矩, 再转化为 10 个相对矩。
- 然后将所有尺度上的相对矩作为 {图像特征向量}, 从而统一了区域和封闭、不封闭结构。

# 一、特征选择

- 4. 空间关系特征
- (一) 特点:
- 所谓空间关系, 是指图像中分割出来的多个目标之间的相互的空间位置或相对方向关系, 这些关系也可分为连接/邻接关系、交叠/重叠关系和包含/包容关系等。
- 相对空间位置信息 & 绝对空间位置信息。
- 空间关系特征的使用可加强对图像内容的描述区分能力, 但空间关系特征常 {对图像或目标的旋转、反转、尺度变化等比较敏感}。
- 另外, 实际应用中, 仅仅利用空间信息往往是不够的, 不能有效准确地表达场景信息。为了检索, 除使用空间关系特征外, 还 {需要其它特征来配合}。

## 4. 空间关系特征

- (二) 常用的提取图像空间关系特征方法:
- (1) 首先对图像进行自动分割, 划分出图像中所包含的对象或颜色区域, 然后根据这些区域提取图像特征, 并建立索引。
- (2) 简单地将图像均匀地划分为若干规则子块, 然后对每个图像子块提取特征, 并建立索引。

# 一、特征选择

- 5. 概率密度特征、直方图特征、梯度（变化率）特征等。

# 一、特征选择

- 6. 边缘特征
- 边缘通常伴随着剧烈的 {intensity} 变化。
- 对比于颜色特征，边缘特征 {对光照变化不敏感}。

# 监督学习

- 1. 微分算子法
  - (1) Sobel 算子
  - (2) robert 算子
  - (3) prewitt 算子
- 2. Laplacian 算子
- 3. Canny 边缘检测法 ({最流行的边缘检测算法})



# 一、特征选择

- 7. 光流
- 光流特征是定义区域内每个像素变化的 {稠密位移向量域}。通过计算区域内的 {光照对比度变化} 得到。通常应用在 {基于运动的分割和跟踪} 上。
- (1) 基于梯度的方法
- (2) 基于匹配的方法
- (3) 基于能量的方法
- (4) 基于相位的方法
- (5) 神经动力学方法

# 一、特征选择

- 如果是视频文件的话，还有基于运动的特征提取算法。
- 以上各种算法都有自己的优缺点，适用场合也不尽相同，通常需要多个特征 {组合} 在一起才能得到比较好的结果。

# 监督学习

- 二、学习算法 (训练分类器)
- 选择特定特征之后, 采用合适的学习 {算法} 来训练 {分类器}。

## 二、学习算法 (训练分类器)

- 1. Boosting
- 2. SVM(支持向量机)
- 3. 神经网络
- 4. 决策树
- 5. 贝叶斯

## 二、学习算法 (训练分类器)

- 1.Boosting
- Adaptive Boosting
- 通过一些低精度的分类器 {组合迭代}{调整权重} 以找到高精度分类器的一种方法。

## 二、学习算法 (训练分类器)

- 2.SVM(支持向量机)
- 是一种 {二分类模型}。
- 其基本模型定义为特征空间上的间隔最大的线性分类器 (即学习支持向量机的策略便是 {间隔最大化})。
- 最终可转化为一个凸二次规划问题的求解。
- {LinearSVM} (程明明 BING)

## 二、学习算法 (训练分类器)

- 3. 神经网络
- 是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型。
- 是一种非线性统计数据建模工具。
- 常用来对输入和输出间的关系进行建模，或用来探索数据的模式。
- 其一个比较贴切的定义是：{人工神经网络是由人工建立的以有向图为拓扑结构的动态系统，它通过对连续或断续的输入作状态响应而进行信息处理}。

## 二、学习算法 (训练分类器)

- 4. 决策树
- 决策树是由一个 {决策图} 和 {可能的结果} 组成，用来创建到达目标的规划。
- 建立并用来辅助决策，是一种特殊的树结构。
- 是一个 {预测模型}，他代表的对象属性和对象值之间的一种映射关系。
- 树中每个 {结点} 表示某个对象，而每个 {分叉路径} 则代表某个可能的属性值。
- 数据挖掘中决策树是一种经常要用到的技术，可以用于分析数据，也可以用来预测。



## 二、学习算法 (训练分类器)

- 5. 贝叶斯
- 朴素贝叶斯是贝叶斯决策理论的一部分，贝叶斯理论的核心思想是{为数据选择高概率的类别}。
- 而朴素贝叶斯之所以“朴素”，是因为这个形式化过程只做最原始，最简单的假设。

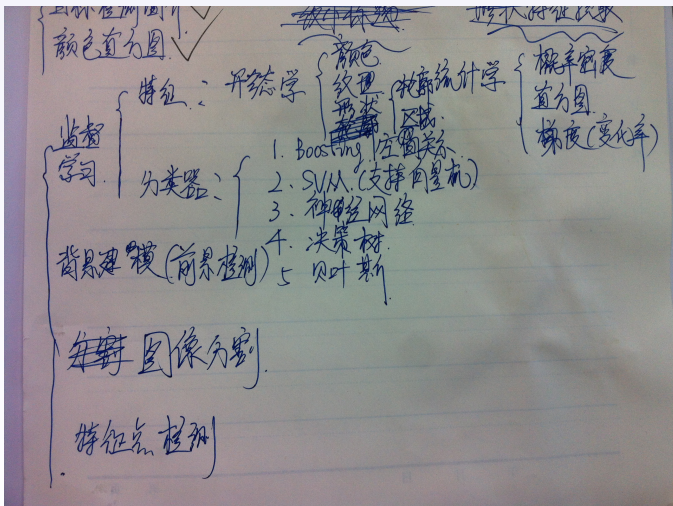
# 监督学习

- 部分热点:
- (1) BING (BING 是 NG 的二进制版本, 加快速度)
- (2) NG (梯度绝对值: 相邻像素颜色相减的绝对值)
- (3) DPM (HOG 的进化版)
- (4) HOG (方向梯度直方图) (轮廓特征明显)
- (5) LBP (局部二值模式) (纹理特征明显)
- LBP 局部纹理提取算子, 已经成功应用在指纹识别、字符识别、人脸识别、车牌识别等领域。
- (6) Haar-like (纹理特征明显)  
Haar 特征分为三类: (1) 边缘特征 (2) 线性特征 (3) 中心特征和对角线特征。以上三类组合成特征模板。

# 监督学习

- 较为成功的目标检测算法:
- (1) 检测行人: HOG+SVM
- (2) 检测人脸: Haar+AdaBoost
- (3) 检测指纹: LBP+ AdaBoost

## conclusion



## 运动目标检测

- {运动目标检测} 是 {运动目标跟踪} 的前提。
- (1) {背景获取}: 需要在场景存在运动目标的情况下获得背景图像
- (2) {背景扰动}: 背景中可以含有轻微扰动的对象, 如树枝、树叶的摇动, 扰动部分不应该被看做是前景运动目标。
- (3) {外界光照变化}: 一天中不同时间段光线、天气等的变化对检测结果的影响。
- (4) {背景中固定对象的移动}: 背景里的固定对象可能移动, 如场景中的一辆车开走、一把椅子移走, 对象移走后的区域在一段时间内可能被误认为是运动目标, 但不应该永远被看做是前景运动目标。
- (5) {背景的更新}: 背景中固定对象的移动和外界光照条件的变化会使背景图像发生变化, 需要及时对背景模型进行更新, 以适应这种变化。
- (6) {阴影的影响}: 通常前景目标的阴影也被检测为运动目标的一部分, 这样将影响对运动目标的进一步处理和分析。

# 运动目标检测

- 运动目标检测:
- 一、{静态背景} 下的目标检测
- 静态背景下的目标检测，就是从序列图像中将实际的变化区域和背景区分开了。
- 在背景静止的大前提下进行运动目标检测的方法有很多，这些方法比较侧重于背景扰动 {小噪声的消除}。
- 二、{运动背景} 下的目标检测
- 监控过程中，目标和背景都在发生运动或变化。
- 在运动目标检测的应用环境中，动态背景相比而言更加复杂。
- 相对于静态背景而言，算法的思路就有所区别了，一般会更加侧重于 {匹配}，需要进行图像的 {全局运动}{估计} 与 {补偿}。
- 因为在目标和背景同时运动的情况下，是无法简单的根据运动来判断的。

# 运动目标检测

- 一、静态背景下的目标检测
  - 1. 背景差分法 (Background Subtraction)
  - 2. 帧间差分法 (Frame Difference)
  - 3. 边缘检测法
  - 4. 运动矢量检测法
  - 5. 将图像表达为离散事件状态
  - 6. 特征空间分解方法

## 背景差分法 (Background Subtraction)

- 1. 进行图像的预处理（色彩空间转换、滤波）
- 2. 背景建模
- 3. 背景模型自适应: (1) 背景复杂度计算 (2) 自适应调整判断阈值 (3) 自适应调整更新率
- 4. 前景检测
- 5. 背景模型更新
- 6. 后处理（滤波、显著性检测）



## 运动目标检测

- 2. 帧间差分法 (Frame Difference)
- 它是通过比较图像序列中前后两帧图像 {对应像素点灰度值} 的不同。
- 通过两帧相减，如果灰度值很小，可以认为该点无运动物体经过；反之灰度变化很大，则认为有物体经过。
- 该方法受光线变化影响较小。
- 但由于运动目标像素上的相似性，简单快速，但不能分割出完整的运动对象，需进一步运用 {目标分割算法}。
- 还有一些改进的算法，主要致力于 {减少光照影响} 和 {检测慢速物体变化}。
- 例如 {三帧差分}，{五帧差分}，或者这些方法的结合。

## 运动目标检测

- 3. 边缘检测法
- 边缘是图像的最重要的特征。
- 边缘是指周围像素灰度有 {阶跃变化} 的那些像素的集合。
- 边缘检测主要是灰度变化的 {度量}、{检测} 和 {定位}。
- 有很多种不同的边缘检测方法，同一种方法使用的 {滤波器} 也不尽相同。
- 图像边缘检测就是研究更好的 {边缘检测方法} 和 {检测算子}。
- 边缘检测包括两个基本内容：
- 用边缘算子提取出反映灰度变化的边缘点集。
- 在边缘点集合中剔除某些边界点或填补边界间断点，并将这些边缘连接成完整的线。

# 边缘检测法

- 3. 边缘检测法
  - 3.1 微分算子法
    - 3.1.1 Sobel 算子
    - 3.1.2 robert 算子
    - 3.1.3 prewitt 算子
  - 3.2 Laplacian 算子
  - 3.3 Canny 边缘检测法（以上均为检测曲线）
  - 3.4 Hough 变换（检测直线）

# 边缘检测法

- 3.1 微分算子法
- 经典的边缘提取方法是考察图像的每个像素的某个邻域内灰度的变化，利用边缘邻近一阶或二阶方向导数变化规律，用简单的方法检测边缘，称为微分算子法。
- 3.1.1 Sobel 算子
- 以 {滤波算子} 的形式来提取边缘。
- 3.1.2 robert 算子
- 是一种 {梯度算子}，它用交叉的差分表示梯度，是一种利用局部差分算子寻找边缘的算子，对具有陡峭的低噪声的图像效果最好。
- 3.1.3 prewitt 算子
- 是 {加权平均算子}，对噪声有抑制作用，但是像素平均相当于对图像进行滤波，所以 prewitt 算子对边缘的定位不如 robert 算子。

# 边缘检测法

- 3.2 Laplacian 算子
- 拉普拉斯高斯算子是一种 {二阶导数算子}，将在边缘处产生一个陡峭的零交叉。
- 前面介绍的几种梯度法具有 {方向性}，不能对各种走向的边缘都具有相同的增强效果。
- 但是 Laplacian 算子是 {各向同性} 的，能对任何走向的界线和线条进行锐化，无方向性。
- 这是拉普拉斯算子区别于其他算法的最大优点。

# 边缘检测法

- 3.3 Canny 边缘检测法
- canny 边缘检测法是 {高斯函数的一阶微分}, 它能在 {噪声抑制} 和 {边缘检测} 之间取得较好的平衡。
- Canny 边缘检测是一种比较新的边缘检测算子, 具有很好的边缘监测性能, 在图像处理中得到了越来越广泛的应用。
- 它依据图像边缘检测 {最优准则} 设计 canny 边缘检测算法。

# 边缘检测法

- 3.4 Hough 变换
- Hough 变换最初是在图像中检测 {直线}, 也可以检测 {简单的图像结构}。
- 霍夫变换不受 {图形旋转} 的影响, 易于进行几何图形的 {快速变换}。
- 基于霍夫变换的改进方法也有很多, 其中一个重要的方法是 {广义霍夫变换}, 可以用来检测 {任意形状的曲线}。
- 霍夫变换的原理:
- 对一个二值图像中所有的点都进行霍夫变换, 得到的图形, 只要计算出多少个曲线经过同一点, 找出峰值, 或者大于设定的门限值, 就可以确定直线。

# 运动目标检测

- 4. 运动矢量检测法
- 5. 将图像表达为离散事件状态
- 6. 特征空间分解方法
- 代表算法：隐形马尔科夫过程 (HMM)。



# 运动目标检测

- 二、运动背景下的目标检测
  - 1. 块匹配 BMA (block matching algorithm)
  - 2. 特征点匹配法
  - 3. 光流法 (Optical Flow)
  - 4. 像素递归算法 (PRA, pixel recursive algorithm)
  - 5. 自回归运动平均过程 (ARMA)

## 块匹配 (BMA)

- 1. 块匹配 (BMA)
- 图像块匹配的主要目的是，通过在前后连续的 2 帧视频序列中，找到图像中最相关的部位，并建立他们的 {联系}。
- 这样就可以通过其中一幅图片及关系信息，还原出另一张图片的信息。
- 而不同算法的主要区别就是在于，匹配时的采取不同的 {搜索方式}，来达到即能较快地建立联系又能较好地保留信息的目的。
- (1) 穷尽搜索法 (Exhaustive Search) ES
- (2) 三步法 (Three Step Search) TSS
- (3) 新三步法 (New Three Step Search) NTSS
- (4) 精简三步法 (Simple and Efficient Search) SES
- (5) 四步法 (Four Step Search) FSS
- (6) 菱形法 (Diamond Search) DS
- (7) 自适应法 (Adaptive Rood Pattern Search) ARPS

# 块匹配 (BMA)

- 1. 块匹配 (BMA)
- 1.1 穷尽搜索法 (Exhaustive Search) ES
- 顾名思义，穷尽法就是对搜索范围内的 {每个位置} 都进行计算并比较，从原图像块中找到与待匹配块最相似 ({误差最小}) 位置的方法。
- 穷尽法的缺点很明显就是计算量太大，速度很慢，另一方面，由于全部范围都进行了计算，其 {匹配精度} 是最高的。
- 1.2 三步法 (Three Step Search) TSS
- 三步法通过三步搜索来确定匹配位置。

# 块匹配 (BMA)

- 1.3 新三步法 (New Three Step Search) NTSS
- 新三步法对三步法有两个改进。
- 1.4 精简三步法 (Simple and Efficient Search) SES
- 精简三步法是对三步法计算量方面的改进。
- 它认为 {误差函数是单峰的}，即不存在两个不同方向上的位置点能同时到达误差最小。
- 因而它将三步法的搜索区域进行了 {四象限} 的划分，并根据中心点和相邻正交两点的计算值来决定最小误差位置所在的象限，并只搜索选定象限内的位置点，以此达到了减少计算量的目的。

## 块匹配 (BMA)

- 1.5 四步法 (Four Step Search) FSS
- 四步法 {并不会在四步之内结束}, 这里的四步指的是搜索结果的四种情况, 只有第四种情况会使算法结束, 而其他情况会使算法继续进行下一步。
- 1.7 自适应法 (Adaptive Rood Pattern Search) ARPS
- 自适应法的核心就是, 考虑到相邻图像块的运动有很强的 {相关性}, 因而在第一步搜索时, 用相邻块的运动估计值预测一个可能的位置并加入搜索。
- 同时, 将搜索的间隔设定为相邻块的运动估计值的长度, 以此来尽快找到 {最小误差位置}。

## 块匹配 (BMA)

- 1.6 菱形法 (Diamond Search) DS
- 菱形法是目前应用最广的一种方法。
- 它跟四步法很接近，也是采用 {循环搜索} 直到找到最佳位置才结束的搜索算法。
- 其不同之处在于，他的搜索模板，不是 {8 邻域} 而是 {菱形}。
- 像四步法一样，前面先用大的菱形模板搜索，当搜索结果为菱形中心时，再进行一次小菱形搜索并结束。
- 菱形法的优势就是，不限制搜索步骤，能够在整个搜空间中找到，最优的位置。
- 可能菱形这种结构比正方形有优势，因而菱形法比四步法得到更广的应用。

## 运动目标检测

- 2. 特征点匹配法
- 3. 光流法 (Optical Flow)
  - (1) 基于梯度的方法
  - (2) 基于匹配的方法
  - (3) 基于能量的方法
  - (4) 基于相位的方法
  - (5) 神经动力学方法
- 4. 像素递归算法 (PRA, pixel recursive algorithm)
- 5. 自回归运动平均过程 (ARMA)

## 运动目标检测

- 3. 光流法 (Optical Flow)
- 在 {空间} 中, 运动可以用 {运动场} 描述。
- 而在一个 {图像平面} 上, 物体的运动往往是通过图像序列中图像 {灰度分布的不同} 来体现, 从而使空间中的运动场转移到图像上就表示为 {光流}。
- 光流场反映了图像上每一点灰度的 {变化趋势}。
- 它可看成是带有灰度的像素点在图像平面上运动而产生的 {瞬时速度场}, 也是一种对真实运动场的 {近似估计}。
- 在比较理想的情况下, 它能够检测独立运动的对象而不需要预先知道场景的任何信息, 可以很精确地计算出运动物体的速度, 并且可用于 {动态场景} 的情况。
- 但是大多数光流方法的计算相当复杂, 对硬件要求比较高, 不适于实时处理, 而且对噪声比较敏感, 抗噪性差。



# 光流法 (Optical Flow)

- 3. 光流法 (Optical Flow)
- (1) 基于梯度的方法
- 基于梯度的方法又称为微分法，它是利用时变图像灰度（或其滤波形式）的 {时空微分}（即时空梯度函数）来计算像素的 {速度矢量}。
- (2) 基于匹配的方法
- 基于匹配的光流计算方法包括基于 {特征} 和 {区域} 的两种。
- 基于特征的方法不断地对目标主要特征进行 {定位} 和 {跟踪}，对目标大的运动和亮度变化具有鲁棒性（robustness）。
- 基于区域的方法先对类似的区域进行定位，然后通过相似区域的位移计算光流。
- (3) 基于能量的方法
- 基于能量的方法首先要对输入图像序列进行 {时空滤波} 处理，这是一种时间和空间 {整合}。

## 光流法 (Optical Flow)

- (4) 基于相位的方法
- 1) 与基于能量的光流技术一样，基于相位的模型既有一定的生物合理性，又有较高的计算复杂性。
- 2) 尽管相位技术用两帧图像就可计算光流，但要获得足够的估计精度，就必须有一定的整合时间，这个延迟将会降低边缘处运动估计的时间分辨率。
- 3) 该方法对输入图像序列中的时间混叠比较敏感。

## 光流法 (Optical Flow)

- (5) 神经动力学方法
- 视觉运动感知神经动力学模型描述了运动感知中视皮层简单细胞、复杂细胞、超复杂细胞以及视网膜双极细胞之间的相互作用，揭示了运动分割与组合、竞争与合作的神经整合机制。
- 这个称为运动边界轮廓系统的神经网络解释了复杂运动图形上的局部模糊运动如何被积极地组织成一个整体一致的运动信号，给出了整体小孔问题的一个解。
- 这个模型对于 {整体运动方向} 的判别非常有效，然而它却不能给出 {运动速度的大小}。

## 运动目标检测小结

- 运动目标检测
- 一、静态背景下的目标检测
  - 1. 背景差分法 (Background Subtraction)
  - 2. 帧间差分法 (Frame Difference)
  - 3. 边缘检测法
  - 4. 运动矢量检测法
  - 5. 将图像表达为离散事件状态
  - 6. 特征空间分解方法
- 二、运动背景下的目标检测
  - 1. 块匹配 BMA (block matching algorithm)
  - 2. 特征点匹配法
  - 3. 光流法 (Optical Flow)
  - 4. 像素递归算法 (PRA, pixel recursive algorithm)
  - 5. 自回归运动平均过程 (ARMA)

## objectness proposal

- 2010 CVPR:What is an object?journal version published in IEEE TPAMI 2012
- 2010 ECCV:Category Independent Object Proposals,journal version published in IEEE TPAMI 2014.
- 2011 CVPR:Proposal Generation for Object Detection using Cascaded Ranking SVMs
- 2011 ICCV:Segmentation as selective search for object recognition,journal version published in IJCV 2013.
- 2014 CVPR:BING: Binarized Normed Gradients for Objectness Estimation at 300fps

# objectness proposal

That's all,thank you very much!