

局部二值模式及其扩展方法研究与展望

孙君顶 周业勇

(河南理工大学计算机科学与技术学院 河南 焦作 454000)

摘要 针对局部二值模式 LBP(Local binary pattern)在图像处理与模式识别方面表现出的实际应用价值,系统综述当前 LBP 算子在不同应用领域的扩展方法。首先,简要概述 LBP 算子的基本原理。其次,从邻域拓扑结构角度、降低噪声影响角度、编码角度、降维角度与获取旋转不变性角度等五个方面对 LBP 算子近年来的相关扩展方法进行详细梳理和归纳总结。最后,分析各类方法的相互关系与存在的问题,并指出未来 LBP 扩展的研究方向。

关键词 局部二值模式 拓扑结构 编码 旋转不变性 抗噪性

中图分类号 TP391.3 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2016.01.051

RESEARCH AND PROSPECT OF LOCAL BINARY PATTERNS AND ITS EXTENSION APPROACH

Sun Junding Zhou Yeyong

(School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, Henan, China)

Abstract In view of the practical value of local binary pattern (LBP) in image processing and computer vision, we systematically review in the paper current extension approaches of LBP operator in different application fields. First, we briefly sum up the rationale of LBP operator. Then, we sort in detail and summarise the correlated extension approaches of LBP operator in recent years from five aspects, including the neighbourhood topological structure, the noise effect reduction, the coding method, the dimension reduction, and obtaining the rotation invariance. Finally, we analyse the mutual relations among five aspects and their problems each, and point out the research direction of LBP extensions in the future.

Keywords Local binary pattern Topological structure Coding method Rotation invariant Noise resistant

0 引言

近年来,局部二值模式 LBP 引起了图像处理和模式识别领域学者的广泛关注。LBP 算子最初由 Ojala 等^[1]引入并应用于纹理特征描述,由于其原理相对简单,计算复杂度低。同时融合了纹理的结构特征和统计特征,且不受光照变化等因素的影响。各种针对 LBP 算子的扩展方法层出不穷,并且其应用范围也由纹理分析领域进一步扩展到人脸识别、目标跟踪与检测、医学图像分析等多个应用领域^[2-4]。

为了便于挖掘 LBP 方法的性能及进一步对其进行扩展与改进,有必要对现有 LBP 相关方法进行归纳和总结。为此,从 LBP 算子相关扩展方法的特点,将它们划归为五种类型,并分别针对每类扩展方法进行梳理和总结。所划分的五个类别分别为:(1)从邻域拓扑结构角度对 LBP 进行扩展;(2)从降低噪声影响角度对 LBP 进行扩展;(3)从编码方式角度对 LBP 进行扩展;(4)从获取旋转不变性角度对 LBP 进行扩展;(5)从降维角度对 LBP 进行扩展。

1 基本 LBP 算子

LBP 首先由 Ojala 等人^[1]提出。针对图像 3 × 3 的窗口,以

窗口中心像素点的灰度值为阈值,将相邻的 8 个像素的灰度值与其作比较。大于该阈值的像素点,该像素点位置被标记为 1,否则标记为 0。该 3 × 3 窗口内的 8 个像素点可以产生一个 8 位二进制码,通过给不同位置赋予不同权重,可以将该 8 位二进制码转换为一个无符号的整数,该数即被定义为该窗口的 LBP 值。然后统计图像中不同 LBP 值出现的概率作为图像的特征描述,即 LBP 算子。图 1 给出了 8-邻域 LBP 值的基本编码过程。

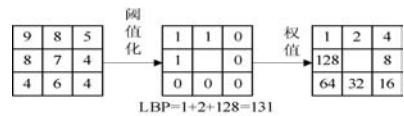


图 1 LBP 编码过程示意图

LBP 值的定义如下式所示:

$$LBP = \sum_{i=0}^7 s(p_i - p_c) \times 2^i, s(p_i - p_c) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_i - p_c \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, p_c 表示邻域中心像素点的灰度值, $p_i (i = 0, 1, \dots, P - 1)$

收稿日期:2014-10-16。河南省骨干教师资助计划项目(2010GGJS-059);河南省国际合作项目(134300510057);河南省基础与前沿基金项目(112300410281,132300410462);河南理工大学创新型科研团队项目(T2014-3)。孙君顶,教授,主研领域:图像处理与模式识别。周业勇,硕士生。

表示邻域像素点的灰度值。

2 LBP 算子扩展

本节从邻域拓扑结构、降低噪声影响、编码方式、降维与获取旋转不变性五个角度对 LBP 的各类扩展方法进行了归纳和总结。

2.1 从邻域拓扑结构角度进行扩展

基本 LBP 算子采用的拓扑结构是如图 1 所示的 3×3 邻域。目前从邻域拓扑结构角度对 LBP 进行扩展的方法主要分为采用固定拓扑结构与采用自适应拓扑结构两种扩展方式。

对于采用固定拓扑结构的扩展方式, Ojala 等^[5] 首先将基本 LBP 算子扩展至任意圆形邻域 (P, R) (P 代表邻域像素的个数, R 代表邻域半径)。图 2(a) 给出了 3 种不同局部邻域的拓扑结构; Liao 等^[6] 将 LBP 算子扩展到椭圆形邻域, 以满足基于 LBP 算子描述人脸特征的特殊要求, 同时将圆形邻域作为椭圆形邻域的一种特殊形式。图 2(b) 给出了椭圆形邻域的示例, 其中 A 表示椭圆的长轴, B 表示椭圆的短轴。当 A 与 B 相等时, 椭圆邻域就退化为圆形邻域。由于人脸许多的重要组成部分 (如眼睛、嘴巴) 都是椭圆形的结构, 因此对人脸图像来说, 椭圆邻域具有更强的识别能力。结合人脸结构特点, Abdullah 等^[7] 进一步提出了对称局部图结构 SLGS (Symmetric Local Graph Structure) 来描述人脸特征, 其基本拓扑结构与计算示例如图 3 所示。Nanni 等^[8] 从不同角度研究了用圆、椭圆、抛物线、双曲线、阿基米德螺线等不同的拓扑结构类型对 LBP 进行扩展的方法。为了能够有效地在 LBP 算子中融入图像边缘信息, Murala 等^[9] 提出了 LMeP (Local Mesh Patterns) 算子, 图 4 给出了 LMeP 算子所采用的 3 种基本拓扑结构。与文献 [5-8] 拓扑结构不同的是, LMeP 通过比较邻域像素相互间的灰度值来进行编码, 没有考虑邻域中心像素的影响。

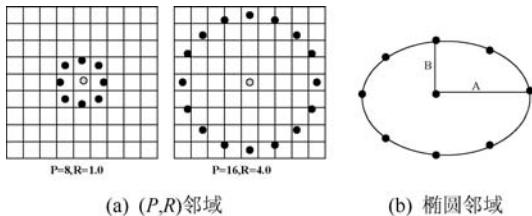


图 2 不同邻域示例

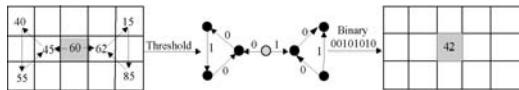


图 3 SLGS 计算示例

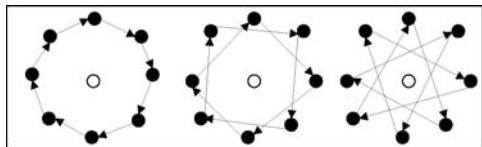


图 4 LMeP(8,1) 3 种基本拓扑结构

同基本 LBP 算子一致, 文献 [5-9] 仍是通过单个像素间的灰度值的比较来进行编码。Liao 等^[10] 提出了多尺度块局部二值模式 MB-LBP (Multi-scale Block LBP), 该算子采用分块区域的像素灰度平均值代替基本 LBP 中的单个像素的灰度值, 其基本原理如图 5 所示。对于 9×9 的区域, 首先计算每个次级区域 (3×3 区域) 的灰度均值, 然后以中心区域的灰度均值为阈值,

按照基本 LBP 方法, 得到 MB-LBP 编码。MB-LBP 算子不仅包含图像的微观结构, 而且融入了图像的宏观结构, 因此比 LBP 算子更具鲁棒性, 但如何设定 MB-LBP 中块的大小还需要进一步研究。在文献 [5, 10] 的基础上, Wang 等^[11] 提出了 LNIRP (Local Neighboring Intensity Relationship Pattern) 算子, 其采用的拓扑结构如图 6 所示。该结构固定邻域中采样点的个数 (P), 采样点的灰度值采用以该点为中心的边长为 R 的矩形邻域内的像素的灰度均值代替。同理, 在文献 [5, 10] 的基础上, Wolf 等^[12] 提出了 TP-LBP (Three-Patch LBP) 算子与 FP-LBP (Four-Patch LBP) 算子。TP-LBP 算子是以三个分块的值进行比较为基础来编码。对于图像中的每个像素点, 首先以该像素点为中心设定 $N \times N$ 的分块, 在半径为 r 的圆上均匀分布 P 个分块, 然后以角度 α 为间距取一对分块, 再通过分别比较这对分块与中心像素分块的均值进行编码。FP-LBP 算子以内圆两个对称分块与外圆两个成 α 度分块进行比较为基础来编码, 其编码思想类似 TP-LBP 算子。图 7 和图 8 分别给出了 TP-LBP 与 FP-LBP 算子的基本拓扑结构与计算示例。

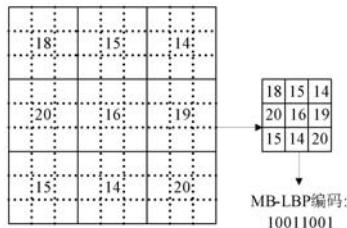


图 5 9×9 MB-LBP 示意图

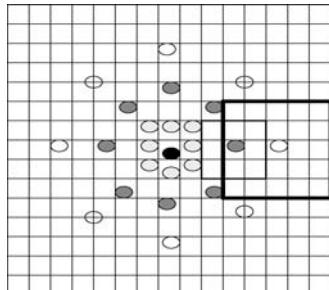


图 6 文献 [11] 采用的拓扑结构图

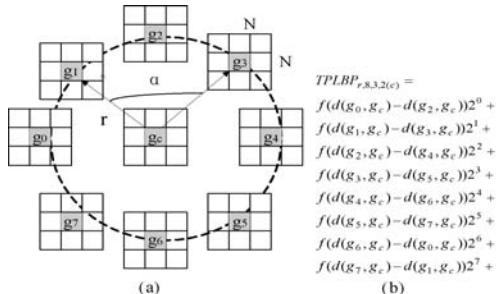


图 7 $P = 8, N = 3, \alpha = 2$ 时 TP-LBP 计算示例

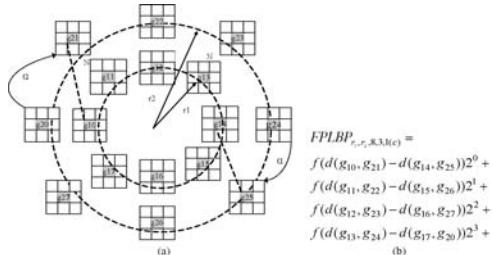


图 8 $P = 8, N = 3, \alpha = 1$ 时 FP-LBP 计算示例

除此之外,还存在其他一些类型的固定拓扑结构扩展方法。如:Dan 等^[13]通过考虑了不同尺度空间 LBP 特征间的关系,提出了 JLBP(Joint Local Binary Patterns)算子,采用不同尺度下 LBP 特征的联合分布来提高 LBP 算子的性能;Zhao 等^[14]将传统的 LBP 模式扩展到三维拓扑空间,将纹理的外观特征和运动特征结合起来,用于表示动态纹理,并提出了两种时空域上的描述子:VLBP (Volume Local Binary Patterns) 和 LBP-TOP (Local Binary Patterns on Three Orthogonal Planes), 并应用于人脸识别领域;Qian 等^[15]提出了 PLBP(Pyramid Local Binary Pattern)算子,通过对图像进行金字塔分解,构建多尺度空间,然后提取分解后的每一幅图像的二值模式特征,图 9 给出了金字塔示意图结构。

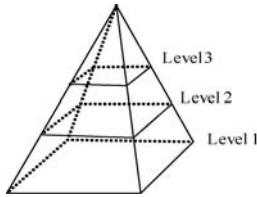


图 9 金字塔示意图

采用自适应拓扑结构的方法近年来得到了较多研究,与文献[5-15]采用固定拓扑结构不同的是,该类方法可以通过学习方式选择最优的拓扑结构。Maturana 等^[16]通过启发式的上山方法来选择局部拓扑结构;Lei 等^[17]提出基于数据驱动的局部优化策略与判别学习策略来确定局部拓扑结构;Ren 等^[18]结合 VLBP^[14]的思想,进一步提出了局部拓扑结构优化的方法。

2.2 从降低噪声影响角度对 LBP 进行改进

基本 LBP 算子是以中心像素灰度值作为阈值和周围像素灰度值进行比较,因此,像素灰度值小的变化就可能编码结果完全不同。如图 10 所示,中心像素的灰度值由 55 变为 30,对应的 LBP 编码由“00000000”变为了“00011101”,这直接导致基本 LBP 算子对图像噪声敏感。

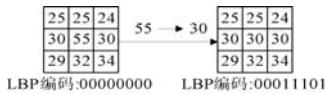


图 10 噪声对 LBP 算子影响

为了提高 LBP 算子的抗噪性,最简单的一类方法是采用滤波进行消噪处理。Hafiane 等^[19]提出了 MBP (Median Binary Pattern)算子,该算子采用邻域像素与中心像素的灰度中值作为阈值,即采用中值滤波的消噪方法;文献[20]采用局部邻域内所有像素的灰度均值作为阈值进行定义;文献[21]采用邻域像素与中心像素灰度的加权平均作为阈值进行定义,上述两种方法是典型的均值滤波方法。2.1 节中提到的 MB_LBP 算子^[10]、FP_LBP 算子与 TP_LBP 算子^[12]实际上也进行了均值滤波处理,同理也起到了消噪的效果。

虽然滤波方法有效降低了噪声影响,但它们没有考虑邻域内像素间的灰度差异信息。为此,文献[22-25]将局部二值模式扩展到了局部多值模式,目的是在 LBP 中融入像素间的灰度差异信息。典型的方法是 Tan 及 Triggs^[22]提出局部三值模式 LTP(Local Ternary Pattern)算子,在 LTP 的定义中,式(1)中的函数 s 被定义为了如下形式:

$$s(p_i - p_c) = \begin{cases} 1 & (p_i - p_c) \geq t \\ 0 & |p_i - p_c| < t \\ -1 & (p_i - p_c) \leq -t \end{cases} \quad (2)$$

其中, t 为阈值。同时,为了降低特征维数,Tan 等^[22]进一步提出将三值模式分解为正 LBP 编码和负 LBP 编码两个二值模式的形式,然后分别计算每一部分的 LBP 值,并综合二者作为邻域特征。图 11 给出了针对 8-邻域的 LTP 编码示例。对于 LTP 算子来说,阈值 t 往往采用固定的值,因此其选择会对 LTP 算子的性能产生影响。为此,Liao^[23]提出根据局部邻域内像素灰度方差的变化来自适应设定阈值 t ,并取得了较好的效果。在 LTP 算子的基础上,Ren 等^[24]进一步提出 NRLBP (Noise-Resistant LBP)算子,在 NRLBP 中,式(2)被定义为如下形式:

$$s(p_i - p_c) = \begin{cases} 1 & p_i - p_c \geq t \\ x & |p_i - p_c| < t \\ 0 & p_i - p_c \leq -t \end{cases} \quad (3)$$

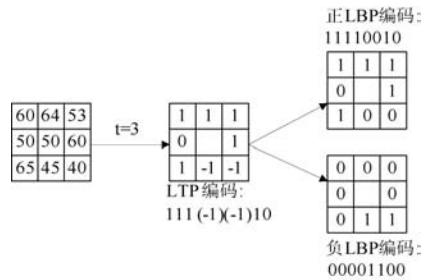


图 11 LTP 编码示例

在该定义中,采用“1”和“0”表示两种稳定状态, x 表示不确定状态。在如何确定 x 的具体取值时,根据该位前后像素的编码来确定。例如编码“11 x_2 100 x_1 0”,“ x_2 ”的前后的编码都为“1”,因此其编码为“1”的可能性大,编码时就采用“1”代替;而对于“ x_1 ”来说,编码为“0”则更合适。实验表明,NRLBP 除了可以有效消除噪声影响外,同时还可有效保持局部邻域的结构特征。图 12 给出了 8-邻域 LBP、LTP 与 NRLBP 编码的对比。

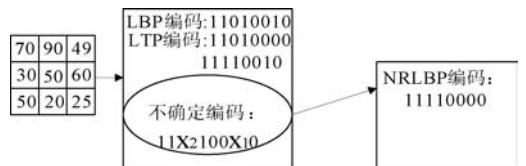


图 12 NRLBP 编码示例

同理在 LTP 的基础上,Nanni 等^[25]进一步提出了 EQP (Elongated Quinary Pattern)算子,将局部三值模式扩展到局部五值模式。其定义如下式所示:

$$s(p_i - p_c) = \begin{cases} 2 & p_i - p_c \geq t_2 \\ 1 & t_1 \leq p_i - p_c < t_2 \\ 0 & -t_1 \leq p_i - p_c < t_1 \\ -1 & -t_2 \leq p_i - p_c < -t_1 \\ -2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, t_1, t_2 是为阈值。为了降低特征维数,按照 LTP 类似的方法,Nanni 等又将其分解为 4 个 LBP 编码。

除了上述方法外,还存在多种降低噪声影响的方法。如:Chen 等^[26]提出的 RLBP (Robust Local Binary Pattern)算子,Ahonen 等^[27]提出的 SLBP (Soft Local Binary Pattern)算子,Keramidas 等^[28]提出的 FBP (Fuzzy Binary Patterns),Raja 等^[29]提出的 OLTP (Optimized Local Ternary Patterns)算子,Liu 等^[30]提出的 BRINT (Binary Rotation Invariant and Noise Tolerant)算子,Song 等^[31]提出的 LCP 算子 (Local Contrast Patterns)等。Fathi 等^[32]通过环形投票机制和标签机制提高 LBP 算子的噪声鲁棒

性,Kylberg等^[33]对8种LBP方法的抗噪性能进行了对比和评价。

2.3 从编码方式角度进行扩展

对于LBP及其扩展算子来说,编码的目的是按照预先设定的拓扑结构,将其转化为二值形式,并尽可能包含多的局部特征。

对从编码方式角度进行扩展来说,典型的方法是Guo等^[34]提出了CLBP(Completed LBP)算子。由于传统LBP算子及其扩展仅对局部邻域像素灰度值的大小关系进行编码,而CLBP算子将邻域内像素间的灰度差值分解为符号和幅值两部分,即 $p_i - p_c = s_p \times m_p$,其中 $s_p = \text{sign}(p_i - p_c)$,代表 $p_i - p_c$ 的符号, $m_p = |p_i - p_c|$,代表 $p_i - p_c$ 的幅值。在此基础上,分别按照LBP算子的方法对符号变化(s_p)及幅值变化(m_p)分别进行编码,称为CLBP_S、CLBP_M,其计算示例如图13所示。同时,CLBP针对基本LBP忽略中心像素的问题,对中心像素也进行了相应的编码,定义了CLBP_C方法:

$$CLBP_C_{p,R} = s(p_c - \mu) \quad (5)$$

其中 μ 表示图像全局灰度均值。CLBP_S、CLBP_M与CLBP_C合称为CLBP算子。

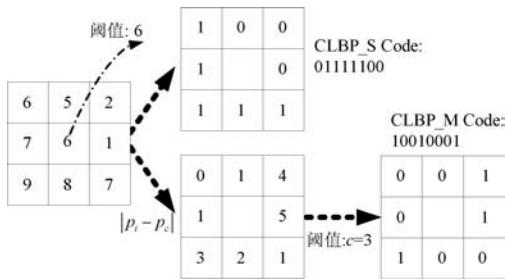


图13 CLBP_S及CLBP_M计算示例

目前在基于编码方式角度进行对LBP进行扩展的方法中,具有相对系统性的一类方法是在二值模式编码中融入图像边缘细节与边缘方向信息。在LBP算子中融入边缘信息的方法,如:Subrahmanyam等^[35]提出的LMEBP(Local Maximum Edge Binary Patterns)算子,Sun等^[36]提出的LEBP(Local Edge Binary Patterns)算子,Murala等^[37]提出的LTrP(Local Tetra Patterns)算子,Jun等^[38]提出的LGP(Local Gradient Patterns)算子,Satpathy等^[39]提出的DRLBP与DRLTP(Discriminative Robust Local Binary Pattern and Ternary Pattern)算子等。在LBP算子中融入局部方向信息的方法,如:Jabid等提出的LDP(Local Directional Pattern)算子^[40],Trefny等^[41]提出的dLBP(Direction Coded Local Binary Pattern)算子,毋小省等^[42]提出的idLBP(Improved Direction Coded Local Binary Pattern)算子,Murala等^[43]提出的DLEP(Direction Local Extrema Patterns)算子等;在编码中同时融入边缘信息和方向信息的方法如文献^[44,45]。

除此之外,虽然目前从编码角度对LBP进行扩展的方法较多,但它们具有相对的独立性,相互间的必然联系也不明显。如:Zhao等^[46]提出的LBC(Local Binary Count)算子及基于CLBP而提出的CLBC算子,Fan等^[47]提出的LVP(Local Vector Pattern)算子,Hussain等^[48]提出的LQP(Local Quantized Patterns)算子,Yuan^[49]提出的DLBPC(Derivative Local Binary Pattern based on Circular shift sub-uniform)与DLBPCS(Derivative Local Binary Pattern based on Circular shift sub-uniform and Scale space)算子,Zhang等^[50]提出的LEP(Local Energy Pattern)算子,

Ahmed等^[51]提出的CLBP(Compound Local Binary Pattern)算子,Zhang等^[52]提出的LDP(Local Derivative Patterns)算子,毋小省等^[53]提出的CCLBP(Concave-Convex LBP)算子,Sapkota等^[54]提出的GRAB(Generalized Region Assigned to Binary)算子,Liu等^[55]提出的RD-LBP(Radial-difference LBP)与AD-LBP(Angular-difference LBP)算子,Hong等^[56]提出的LBP(Difference)算子等。

2.4 从降维角度对LBP进行改进

对于基本LBP算子来说,其维数达到 2^8 ,对于选择局部邻域(P,R)来说,其维数达到 2^P 。为了有效地对LBP及其扩展算子进行降维,目前的方法主要从编码方式与特征选择两个方面入手,对LBP算子及扩展方法进行降维处理。

在编码方式方面,Ojala等^[5]首先引入了一致局部二值模式(Uniform LBP)的概念。一致局部二值模式通过限定LBP编码中0/1或1/0的跳变次数将局部二值模式进行分类,定义在LBP模式中跳变次数不大于2的模式为一致模式,其余的所有模式均归为非一致模式。为了与基本局部二值模式区别,往往采用 $LBP_{p,R}^{u2}$ 表示该类模式,其中上标“u2”表示LBP编码中0/1或1/0的跳变次数不大于2,该算子共有 $P \times (P+1) + 3$ 种模式。针对Ojala等^[5]将所有非一致模式归为一种模式降低其分辨能力的问题,Nanni等^[57]提出了一种简单有效的改进方法来进一步挖掘非一致局部二值模式在模式识别中的作用。

Heikkilä等^[58]提出了中心对称局部二值模式CS-LBP(Center-Symmetric LBP),与基本LBP定义不同的是,该方法通过比较8-邻域与中心像素相对称的四对像素间的灰度关系来定义局部纹理模式。使用该方法,可有效地将基本LBP算子的维数降低到16维;同时,该方法还可通过设置全局阈值来判断纹理区域的平坦性。其定义如下式所示:

$$CS_LBP_{\tau}(x,y) = \sum_{i=0}^3 s(p_i - p_{i+4} - \tau) \times 2^i \quad (6)$$

其中, $s(p_i - p_{i+4}) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_i - p_{i+4} \geq \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$, τ 表示阈值, p_i, p_{i+4} 表示邻域中对称的像素点的灰度值。

由于CS-LBP编码时没有考虑邻域中心像素的影响,为此毋小省等^[59]提出了方向局部二值模式(Direction LBP)。将图像局部邻域像素间的灰度关系、局部方向信息与灰度差异的关系有效地融合在一起,有效提高了原CS-LBP的性能。基于LBP与CS-LBP算子,Zhu等^[60]提出了OC-LBP算子,其基本原理是首先通过将原局部邻域划分为多个4-正交邻域,然后采用与LBP相同的方法计算每个4-正交邻域的局部二值模式值,最后融合所有4-正交邻域的二值模式值作为最终的描述。图14给出了针对8-邻域的OC-LBP计算示例。

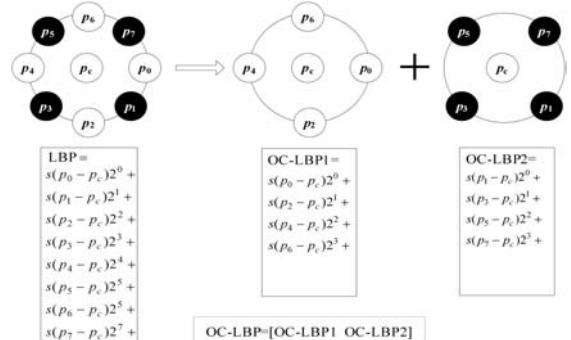


图14 针对8-邻域OC-LBP计算示例

虽然 LBP 的模式种类较多,但是大多数模式并不能有效地表达局部结构信息,如果能够从这些模式中 选择影响较大的模式,将有效降低特征维数。基于该思想,基于特征选择的降维方法得到了广泛研究。目前在该领域的研究又分为两个方向。

其一是直接基于编码模式的本身进行处理。如:Liao 等^[61]提出的主要局部二值模式 DLBP(Dominant LBP),该方法在统计所有 LBP 模式的基础上,筛选出较高频率的模式,并把这些高频率模式组成最终的特征向量,从而达到降维目的。在 DLBP^[61]的基础上,Guo 等^[62]进一步提出了三层学习模型来获得最佳二值模式子集。设 J_i 表示第 i 幅图像的最佳模式子集,其定义为:

$$J_i = \arg \min_{|J_i|} \left(\frac{\sum_{j \in J_i} f_{i,j}}{\sum_{k=1}^P f_{i,k}} \right) \geq n \quad 0 < n < 1 \quad (7)$$

其中, $f_{i,j}$ 表示模式类型 j 的出现次数, P 表示初始模式类型总数,图 15 给出了该学习模型的三层结构。

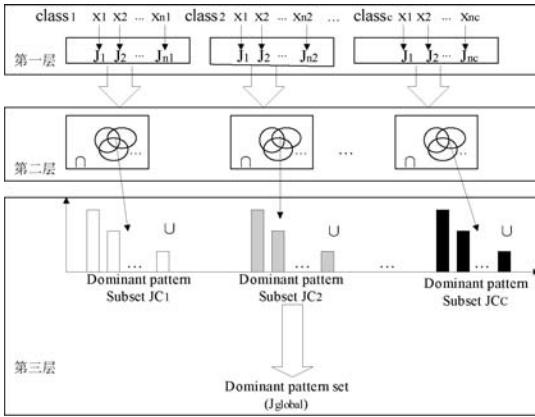


图 15 学习模型示意图

其二是通过已有的成熟学习算法,来对所有的模式进行处理,判别各类模式的重要程度,然后选择重要性程度高的模式组成最终特征。常用的方法如基于 Adaboost 的选择方法^[63, 64],基于决策树的选择方法^[65],基于线性判别分析的选择方法^[66]等;在文献[67]中,我们测试了文献[62]的降维方法、基于 Adaboost 的降维方法以及基于差分进化算法^[68]来进行特征选择并用于红外目标图像分类,结果表明采用差分进化的特征选择方法取得了最优效果。

2.5 从获取旋转不变性角度对 LBP 进行改进

基本 LBP 算子不具备旋转不变性,为了满足旋转不变性的需求,目前的扩展方法主要集中在两个方面:(1) 在空域范围内进行扩展;(2) 转化到频域范围进行扩展。

在空域范围内获取旋转不变性的扩展方法包含针对局部邻域的编码结果进行扩展与针对权值模板进行扩展两种形式。在针对编码结果进行扩展方面,Ojala 等^[5]首先引入了旋转不变二值模式:

$$LBP_{p,R}^{riu2} = \min \{ ROR(LBP_{p,R}, i) \mid i = 0, 1, \dots, p-1 \} \quad (8)$$

其中, $ROR(LBP_{p,R}, i)$ 表示对 $LBP_{p,R}$ 对应的二进制位右循环移 i 位,同时把移位过程中最小 LBP 值作为旋转不变 LBP 模式。在此基础上,Ojala 等^[5]又给出了旋转不变一致二值模式的定义:

$$LBP_{p,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{p-1} s(p_i - p_c) & \text{if } U(LBP_{p,R}) \leq 2 \\ P + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中,上标 $riu2$ 表示旋转不变一致二值模式, U 表示在二值模式中由 0 到 1 或由 1 到 0 的转换次数,其定义如下:

$$U(LBP_{p,R}) = |s(p_{p-1} - p_c) - s(p_0 - p_c)| + \sum_{i=1}^{p-1} |s(p_i - p_c) - s(p_{i-1} - p_c)| \quad (10)$$

显然, $LBP_{p,R}^{riu2}$ 共有 $P + 2$ 个输出值,该算子既可以获取旋转不变的特性,又有效降低了特征的维数,是目前 LBP 相关方法中引用最多的方法。

为了融合局部空间结构信息和对比度信息,文献[5]又提出了 LBP/VAR 算子,将局部邻域灰度的方差信息融入到 LBP 算子中。由于 VAR 是一系列连续的值,具体应用中需要进行量化处理,但由于量化过程中需要在预先设置 bin 的数目,过少的 bin 数目不能提供足够的识别信息,过多的 bin 数目可能导致直方图不稳定、特征维数过高。为了解决该问题,Guo 等^[69]提出了 LBPV(LBP Variance)算子。该算子将每个点的方差作为编码值的权重,其定义如下:

$$LBPV = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M w(LBP_{p,R}(i,j), k) \quad k \in [0, K] \quad (11)$$

其中:

$$w(LBP_{p,R}(i,j), k) = \begin{cases} VAR_{p,R}(i,j) & LBP_{p,R}(i,j) = k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$VAR_{p,R}(i,j) = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} (p_i - u)^2, u = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} p_i, K \text{ 表示最大的}$$

LBP 模式值。基于 LBPV,毋小省^[70]也提出了相应的旋转不变局部二值模式算子。

其他针对编码结果获取旋转不变性的方法,如:Qi 等^[71]提出的 PRI-CoLBP(Pairwise Rotation Invariant Co-occurrence LBP)算子,Li 等^[72]提出的 SRILBP(scale and rotation invariant LBP)算子,Nosaka 等^[73]提出的 RIC-LBP(Rotation Invariant Co-occurrence among adjacent LBPs)算子等。

针对权值模板的扩展,Mehta 等^[74]提出了基于自适应权值的 RLBP(Rotated LBP)方法。该方法把中心像素与邻域像素间灰度值之差的绝对值定义为主方向。当邻域发生旋转时,对应着主方向也旋转同样角度,把主方向索引对应的像素点设置为最小的权值,逆时针方向依次加大权值,如图 16 所示。

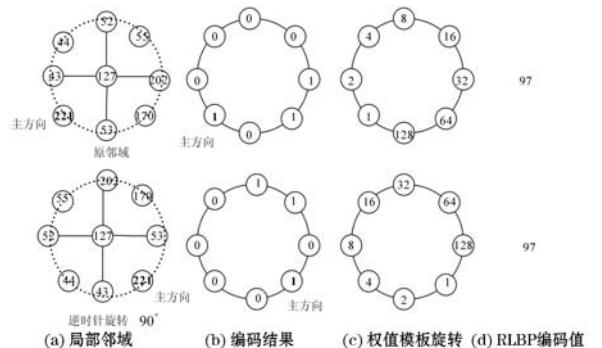


图 16 RLBP 算子编码示例

在基于频域的扩展方法中,常用的是通过 Fourier 与 Gabor 等变换,将局部邻域转换到频域,然后提取旋转不变特征。Ahonen 等^[75]提出了 LBP-HF(LBP Histogram Fourier)算子,首先计算图像的 LBP 直方图,再计算局部 uniform 模式直方图,从而构建 LBP-HF 特征;Maani 等^[76]提出了 LFD(Local Frequency Descriptors)算子,该方法首先将局部邻域通过傅里叶变换转换

到频域,然后基于频域内幅值构建 LFD 算子。但 LFD 算子仅仅考虑了频域内的幅度信息,没有考虑相位信息,为此 Maani 等^[77]进一步提出了基于幅度特征和相位特征融合的方法。LBP 与 Gabor 结合获取旋转不变性的方法,如 LGBP (Local Gabor Binary Pattern Histogram Sequence)^[78,79]、HGPP (Histogram of Gabor Phase Patterns) 算子^[80]、LGXP (Local Gabor XOR Patterns) 算子^[81]。LBP 与 Shearlet 结合的方法,如 LSEP (Local Shearlet-based Energy Pattern) 算子^[82]。除此之外, Li 等^[83]提出的 RTRID (Rapid-transform based Rotation Invariant Descriptor) 算子通过 Rapid-transform 变换来获取旋转不变特征。

3 分析与展望

第 2 节从五个不同方面对 LBP 扩展方法进行了梳理和总结。在此基础上,本节对上述五类方法进行进一步分析,目的是找出不同类别方法间的关联,指出每类方法的优劣,并指出进一步研究方向。为了便于分析,按照第 2 节的分类方法,文中采用图 17 对目前 LBP 的主要扩展方法进行了归纳与分类。

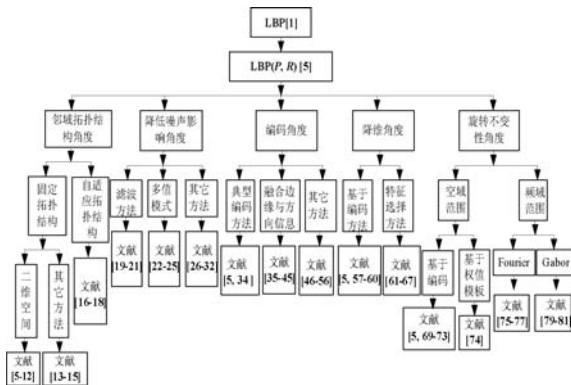


图 17 LBP 扩展方法分类

基于图 17 与前述内容,可以看出:

1) LBP 算子自 Ojala 等^[1]提出后,经过文献^[5]的扩展,逐步获得了广泛应用,并且在不同应用领域的各类扩展方法也被提了出来。文献^[5]在 LBP 算子与其他扩展方法间起到了承上启下的关键作用。该文在对 LBP 算子的进行深入分析的基础上,从拓扑结构角度、旋转不变角度、降维角度与编码角度等四个方面对 LBP 算子进行了相应扩展,这些扩展方法也成为了后来其它各类扩展方法的基础。

2) 文中对 LBP 扩展方法的 5 种分类并非完全绝对的,各类之间也存在一定的交叉。这主要由于目前针对 LBP 算子进行扩展时,并非完全针对 LBP 算子所存在的某一问题,往往是针对多个问题进行综合考虑,这也是今后针对 LBP 算子进一步扩展的研究方向。如:对于 MB-LBP^[10]、TP-LBP 与 FP-LBP 算子^[12]来说。虽然其主要目的是改变局部邻域的拓扑结构,但它们还采用均值滤波进行定义,因此也起到了消噪的效果;对于 LTP^[22]与 NRLBP^[24]算子来说,其改进的目的是为了消除噪声影响,但实际上它们也是基于编码方法来实现消噪的目的;对于 CS-LBP^[58]与 OC-LBP^[60]来说,虽然其主要目的是为了降维,但它们也涉及到了拓扑结构的问题。

3) 对于从邻域拓扑结构角度进行扩展来说,目前的研究集中在固定拓扑结构与自适应拓扑结构两个方面。针对固定拓扑结构来说,目前的研究相对较多,针对该类扩展来说,在选择何种拓扑结构时往往需要根据所处理对象(如人脸图像)的特点

来进行选择,以达到最优的效果。并且,基于固定拓扑结构的缺点是一经选定,将不会改变,因此它们的适应性较差,该类方法的最典型代表是文献^[5]所提出的圆形邻域(P, R)。对于自适应拓扑结构来说,目前的研究相对较少,但自适应拓扑结构会根据图像自身的特点,通过学习,选择最优的结构,从而更有利于描述图像局部特征。鉴于此,研究自适应拓扑结构的扩展方法将逐步成为 LBP 算子在拓扑结构角度扩展的重要方向。

4) 对于从降低噪声影响角度进行扩展来说,目前的研究主要集中在基于滤波的方法、多值模式方法与其他类型的方法。基于滤波的方法主要包括均值滤波与中值滤波两种类型,这些属于相对早期针对 LBP 算子常用的降噪方法;基于多值模式的方法目前主要有 LTP^[22]与 EQP^[25]算子以及对这两种方法的相应扩展,除此之外,基于多值模式扩展方法的研究还较少。对于其它扩展方法来说,还很难统一归类,因此文中将这些方法统称为其它方法。从目前的研究现状看,从减低噪声影响角度对 LBP 进行扩展的方法较多是结合编码机制进行消噪处理。

5) 对于从编码角度进行扩展来说,该类扩展近年来研究最多,并且也同其他类别的研究交叉最多。在这类扩展方法中, $LBP_{P,R}^{m2}$ 、 $LBP_{P,R}^{m2}$ ^[5]与 CLBP^[34]应该说是最典型的方法,也是目前扩展方法中引用较多的方法;其次,在编码中融入局部边缘与方向等信息是目前从编码角度进行扩展的主要研究方向。除此之外,虽然目前从编码角度进行扩展的方法还很多,但总体上还比较松散,并没有形成明确的方向,但可以明确的是,在研究有效的编码方法时,往往同降维、消噪、旋转不变性结合起来统一考虑。从目前的研究现状看,基于编码角度的研究将成为今后 LBP 扩展方法研究的主线。

6) 相对于其他 4 类扩展方法,目前从降维角度对 LBP 算子进行扩展的研究相对较少,且主要集中在基于编码的方法与基于特征选择的方法两类。基于编码的方法最典型的方法就是 $LBP_{P,R}^{m2}$ ^[5]与 CS-LBP^[58];对于基于特征选择的扩展方法又主要分为两种类型:(1)直接从二值模式直方图中选择重要程度高的特征;(2)基于已有的特征选择算法(如 Adaboost 方法、决策树方法等)实现特征选择,从已有的实验对比看,采用已有的特征选择算法进行降维的效果要更优些。

7) 对于从旋转不变性角度进行扩展的方法来说,主要分为空域处理与频域处理两类。在空域范围内研究的重点是基于编码方法进行处理,其中,最为典型的方法是 $LBP_{P,R}^{m2}$ 算子^[5];而对于从权值模板角度进行研究的方法还很少。在频域范围内,相关扩展方法又可以分为两类:(1)对 LBP 算子或其扩展算子变换到频域,以获取旋转不变性;(2)首先将局部邻域由空域转换到频域,然后在频域内结合 LBP 算子或其扩展方法实现特征提取。目前广泛应用的变换有 Fourier 变换和 Gabor 变换。

4 结语

虽然局部二值模式最初提出是用来描述图像纹理特征,但实践证明,其在人脸识别、目标跟踪与检测、医学图像处理等领域同样有效,因此在不同应用领域对 LBP 的各种扩展层出不穷。本文在简要概述了 LBP 算子基本原理的基础上,将近年来对 LBP 的相关扩展方法总结归纳为 5 个不同的研究方向,并在此基础上对每类研究方向进行了详细梳理。最后,在分析各类扩展方法内在联系与存在问题的基础上,指出了针对 LBP 扩展的未来研究方向。

参 考 文 献

- [1] Ojala T, Pietikanten M, Hawood D. A comparative study of texture measure with classification based on featured distributions[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1) : 51 - 59.
- [2] Pietikäinen M. *Computer vision using local binary patterns*[M]. London Ltd, Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [3] 宋克臣, 颜云辉, 陈文辉, 等. 局部二值模式方法研究与展望[J]. *自动化学报*, 2013, 39(6) : 730 - 744.
- [4] Brahmam S, Jain L C, Lumini A, et al. *Local binary patterns; new variants and applications*[M]. London Ltd, Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [5] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with Local Binary Patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7) : 971 - 987.
- [6] Liao S, Chung A C S. Face recognition by using elongated local binary patterns with average maximum distance gradient magnitude[C]//*Proceedings of Asian conference on Computer vision*, 2007 : 672 - 679.
- [7] Abdullah M F A, Sayeed M S, Sonai Muthu K, et al. Face recognition with Symmetric Local Graph Structure (SLGS)[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(14) : 6131 - 6137.
- [8] Nanni L, Lumini A, Brahmam S. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis[J]. *Artificial intelligence in medicine*, 2010, 49(2) : 117 - 125.
- [9] Murala S, Wu Q M J. Local Mesh Patterns Versus Local Binary Patterns: Biomedical Image Indexing and Retrieval[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2014, 18(3) : 929 - 938.
- [10] Liao S, Zhu X, Lei Z, et al. Learning multi-scale block local binary patterns for face recognition[M]. *Advances in Biometrics*, London Ltd, Springer Berlin Heidelberg, 2007 : 828 - 837.
- [11] Wang K, Bichot C E, Zhu C, et al. Pixel to patch sampling structure and local neighboring intensity relationship patterns for texture Classification[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(9) : 853 - 856.
- [12] Wolf L, Hassner T, Taigman Y. Descriptor based methods in the wild[C]//*Faces in Real-Life Images Workshop in European Conference on Computer Vision*, 2008 : 1 - 14.
- [13] Zhiping Dan, Yanfei Chen, Zhi Yang, et al. An improved local binary pattern for texture classification[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(20) : 6320 - 6324.
- [14] Zhao G, 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.
- [15] Qian X, Hua X S, Chen P, et al. PLBP: An effective local binary patterns texture descriptor with pyramid representation[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(10) : 2502 - 2515.
- [16] Maturana D, Mery D, Soto A. Learning discriminative local binary patterns for face recognition[C]//*IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops*, 2011 : 470 - 475.
- [17] Lei Z, Pietikainen M, Li S. Learning discriminant face descriptor[J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(2) : 289 - 302.
- [18] Ren J, Jiang X, Yuan J, et al. Optimizing LBP structure for visual recognition using binary quadratic programming[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(11) : 1346 - 1350.
- [19] Hafiane A, Seetharaman G, Zavidovique B. Median binary pattern for texture classification[C]//*Proceedings of 4th the International Conference on Image Analysis and Recognition*, 2007 : 387 - 398.
- [20] 木拉提·哈米提, 刘伟, 童勤业. 纹理谱直方图与潜在语义标引在图像检索中的应用[J]. *科技通报*, 2006, 22(3) : 389 - 394.
- [21] Zhao Y, Jia W, Hu R X, et al. Completed robust local binary pattern for texture classification[J]. *Neurocomputing*, 2013, 106(6) : 68 - 76.
- [22] Tan X, Triggs B. Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition under Difficult Lighting Conditions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(6) : 1635 - 1650.
- [23] Liao W H. Region description using extended local ternary patterns[C]//*Proceedings of the IEEE 20th International Conference on Pattern Recognition*, 2010 : 1003 - 1006.
- [24] Ren J, Jiang X, Yuan J. Noise-resistant local binary pattern with an embedded error-correction mechanism[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2013, 22(10) : 4049 - 4060.
- [25] Nanni L, Lumini A, Brahmam S. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 49(2) : 117 - 125.
- [26] Chen J, Kellokumpu V, Zhao G, et al. Rlbp: Robust local binary pattern[C]//*Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2013 : 1 - 10.
- [27] Ahonen T, Pietikäinen M. Soft histograms for local binary patterns[C]//*Proceedings of the Finnish signal processing symposium*, 2007 : 1 - 4.
- [28] Keramidis E, Iakovidis D, Maroulis D. Fuzzy binary patterns for uncertainty-aware texture representation[J]. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 2011, 10(1) : 63 - 78.
- [29] Raja G M, Sadasivam V. Optimized local ternary patterns: a new texture model with set of optimal patterns for texture analysis[J]. *Journal of Computer Science*, 2013, 9(1) : 1 - 14.
- [30] Liu L, Long Y, Fieguth P W, et al. BRINT: binary rotation invariant and noise tolerant texture classification[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2014, 23(7) : 71 - 84.
- [31] Song T, Li H, Meng F, et al. Noise-Robust Texture Description Using Local Contrast Patterns via Global Measures[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(1) : 93 - 96.
- [32] Fathi A, NaghshNilchi A R. Noise tolerant local binary pattern operator for efficient texture analysis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(9) : 1093 - 1100.
- [33] Kylberg G, Sintorn I M. Evaluation of noise robustness for local binary pattern descriptors in texture classification[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2013, 2013(1) : 1 - 20.
- [34] Guo Z, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(6) : 1657 - 1663.
- [35] Subrahmanyam M, Maheshwari R P, Balasubramanian R. Local maximum edge binary patterns: A new descriptor for image retrieval and object tracking[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(6) : 1467 - 1479.
- [36] Junding Sun, Guoliang Fan, Xiaosheng Wu. New local edge binary patterns for image retrieval, image processing[C]//*Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Image Processing*, 2013 : 4014 - 4018.
- [37] Murala S, Maheshwari R P, Balasubramanian R. Local tetra patterns: a new feature descriptor for content-based image retrieval[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(5) : 2874 - 2886.
- [38] Jun B, Kim D. Robust face detection using local gradient patterns and evidence accumulation[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(9) : 3304 - 3316.

- [39] Satpathy A, Jiang X, Eng H. LBP-Based Edge-Texture Features for Object Recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(5):1953-1964.
- [40] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Facial expression recognition using local directional pattern (LDP)[C]//*Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing*, 2010:1605-1608.
- [41] Trefny J, Matas J. Extended set of local binary patterns for rapid object detection[C]//*Computer Vision Winter Workshop*, 2010:1-7.
- [42] 毋小省, 孙君顶. 基于改进方向纹理谱特征的图像检索[J]. *光电子激光*, 2012, 23(4):812-818.
- [43] Murala S, Maheshwari R P, Balasubramanian R. Directional local extrema patterns; a new descriptor for content based image retrieval[J]. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 2012, 1(3):191-203.
- [44] Ramirez Rivera A, Castillo R, Chae O. Local directional number pattern for face analysis: Face and expression recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5):1740-1752.
- [45] Rivera A R, Castillo J R, Chae O. Local Directional Texture Pattern Image Descriptor[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 51(1):94-100.
- [46] Zhao Y, Huang D S, Jia W. Completed local binary count for rotation invariant texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(10):4492-4497.
- [47] Fan K, Hung T. A novel local pattern descriptor-local vector pattern in high-order derivative space for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(7):2877-2891.
- [48] Hussain S U, Napoléon T, Jurie F. Face recognition using local quantized patterns[C]//*Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2012:1-11.
- [49] Yuan F. Rotation and scale invariant local binary pattern based on high order directional derivatives for texture classification[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 26(4):142-152.
- [50] Jun Zhang, Jimin Liang, Heng Zhao. Local energy pattern for texture classification using self-adaptive quantization thresholds[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(1):31-42.
- [51] Ahmed F, Hossain E, Bari H, et al. Compound local binary pattern (clbp) for rotation invariant texture classification[J]. *Internal Journal of Computer Application*, 2011, 33(6):5-10.
- [52] Zhang B, Gao Y, Zhao S, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(2):533-544.
- [53] 毋小省, 朱世松, 孙君顶, 等. 基于凹凸局部二值模式的纹理图像分类[J]. *光电子·激光*, 2014, 25(8):1627-1634.
- [54] Sapkota A, Boulton T E. GRAB: Generalized region assigned to binary[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2013, 2013(1):1-11.
- [55] Liu L, Zhao L, Long Y, et al. Extended local binary patterns for texture classification[J]. *Image and Vision Computing*, 2012, 30(2):86-99.
- [56] Xiaopeng Hong, Guoying Zhao, Matti Pietikäinen, et al. Combining LBP difference and feature correlation for texture description[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(6):2557-2568.
- [57] Nanni L, Brahnam S, Lumini A. A simple method for improving local binary patterns by considering non-uniform patterns[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(10):3844-3852.
- [58] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3):425-436.
- [59] 毋小省, 孙君顶. 基于局部方向纹理谱描述符的图像检索[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(35):190-193.
- [60] Zhu C, Bichot C E, Chen L. Image region description using orthogonal combination of local binary patterns enhanced with color information[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(7):1949-1963.
- [61] Liao S, Law M W K, Chung A C S. Dominant local binary patterns for texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(5):1107-1118.
- [62] Guo Y, Zhao G, Pietikäinen M. Discriminative features for texture description[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(10):3834-3843.
- [63] Shan C, Gritti T. Learning discriminative LBP-histogram bins for facial expression recognition[C]//*Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2008:1-10.
- [64] Shan C. Learning local binary patterns for gender classification on real-world face images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(4):431-437.
- [65] Maturana D, Soto A, Mery D. Face recognition with decision tree-based local binary patterns[C]//*Proceeding of Asian Conference on Computer Vision*, 2010:618-629.
- [66] Zhao D, Lin Z, Tang X. Contextual distance for data perception[C]//*IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, 2007:1-8.
- [67] 毋小省, 文运平, 孙君顶, 等. 基于纹理与特征选择的前视红外目标识别[J]. *光电子·激光*, 2014, 25(10):1812-1817.
- [68] Khushaba R N, AlAni A, AlJumaily A. Feature subset selection using differential evolution and a statistical repair mechanism[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(9):11515-11526.
- [69] Guo Z, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching[J]. *Pattern recognition*, 2010, 43(3):706-719.
- [70] 毋小省. 改进的旋转不变区域纹理谱描述符[J]. *光电子·激光*, 2011, 22(5):783-787.
- [71] Qi X, Xiao R, Guo J, et al. Pairwise rotation invariant co-occurrence local binary pattern[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(11):2199-2213.
- [72] Li Z, Liu G, Yang Y, et al. Scale-and rotation-invariant local binary pattern using scale-adaptive texon and subuniform-based circular shift[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4):2130-2140.
- [73] Nosaka R, Suryanto C H, Fukui K. Rotation invariant co-occurrence among adjacent LBPs[C]//*Proceeding of Asian Conference on Computer Vision Workshops*, 2013:15-25.
- [74] Mehta R, Egiazarian K. Rotated local binary pattern (RLBP)-rotation invariant texture descriptor[C]//*Proceedings of International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, 2013:497-502.
- [75] Ahonen T, Matas J, He C, et al. Rotation invariant image description with local binary pattern histogram fourier features[C]//*16th Scandinavian Conference on Image Analysis*, 2009:61-70.
- [76] Maani R, Kalra S, Yang Y H. Rotation invariant local frequency descriptors for texture classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6):2409-2419.
- [77] Maani Rouzbeh, Kalra S, Yang Y H. Noise robust rotation invariant features for texture classification[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(8):2103-2116.

LBF 模型分割结果,(d) 为 SLGS 模型分割结果,(e) 为本文方法分割结果,(f) 为专业医师手工分割结果

图 6 待测样本为 487×320 像素的甲状腺囊肿,分割目标为上中部近圆形暗色团块区域,初始轮廓线在囊肿右上方有多余突起。LBF 模型病灶组织提取较好,但左侧模糊边界处理略显粗略;SLGS 模型对目标边界的提取效果不错,但存在多处冗余轮廓线;本文方法提取的边界连续完整,模糊部位处理较好。

对于分割结果从分割精度和计算耗费两方面进行定量比较。分割精度采用医学临床检验总符合率 π (实验值与标准值的符合程度)度量:

$$\pi = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \text{ 其中 } TP = \frac{|S_m \cap S_a|}{|S_m|}$$

为真阳性率, $FP = \frac{|S_m \cup S_a - S_m|}{|S_m|}$ 为假阳性率, $TN = \frac{|S_m \cap S_a|}{|S_m|}$

$$\text{为真阴性率, } FN = \frac{|S_m \cup S_a - S_a|}{|S_m|} \text{ 为假阴性率, } S_m \text{ 为专业医师手工分割结果病灶的面积, } S_a \text{ 为算法自动分割结果病灶的面积,}$$

\cap 、 \cup 分别为面积的交/并集,面积按像素点累计。计算耗费包括迭代次数和总耗时。表 1 为三种方法分割精度指标、迭代次数与耗时。

表 1 三种方法分割结果

模型	样本 1			样本 2		
	LBF	SLGS	本文	LBF	SLGS	本文
耗时(s)	35.527	50.5469	12.953	28.094	47.2813	11.782
迭代次数	90	30	50	120	30	45
TP	0.9349	-	0.9768	0.9401	0.9762	0.9876
FP	0.1346	-	0.0842	0.1093	0.0843	0.0602
TN	0.973	-	0.9864	0.9623	0.9544	0.9763
FN	0.0536	-	0.0641	0.0717	0.0837	0.0317
π	0.9102	-	0.9298	0.9131	0.9199	0.9553
模型	样本 3			样本 4		
	LBF	SLGS	LBF	SLGS	LBF	SLGS
耗时(s)	21.672	16.922	13.643	24.266	26.890	18.337
迭代次数	200	20	15	100	20	35
TP	0.9527	0.9423	0.9665	0.9342	0.9023	0.9678
FP	0.0754	0.0943	0.0528	0.1263	0.0478	0.048
TN	0.9436	0.9651	0.9466	0.9433	0.9433	0.9533
FN	0.0687	0.0836	0.0393	0.0768	0.0836	0.0364
π	0.9294	0.9147	0.9541	0.9024	0.9335	0.9579

统计 30 幅 B 超样本图像的分割结果,本文方法与另外两种区域水平集模型相比,LBF 模型分割的总符合率较好,但有时会出现将正常组织与病灶互相错误划分;SLGS 分割的总符合率波动较大,有时不能成功分割,且分割结果存在大量冗余碎片,需要进行后续处理,运行耗时很大;本文方法总符合率最高,且性能比较平稳,用时也比前两种模型有不同程度的减少。本文方法经南方医院影像科医师临床阅片试用,当超声图像质量较好时能够给出较为满意的自动分割结果,否则需要先对样本做数据清洗等预处理工作。这样就为医生临床诊断提供了有效的参考信息,同时批量自动处理也加快了处理速度。下一步计划将该技术融合到临床实习教学系统中,用于临床教学计算机辅助培训。

4 结 语

为了提高 B 超图像中病灶区域的检测精度和效率,本文针对区域水平集的两个局限提出改进策略,运用小波模极大值变换提取初始边缘,作为水平集迭代的好的起点,不仅能够得到更准确的分割结果,而且显著减少后续的迭代次数,降低计算开销;对轮廓线像素点的位移按邻域互信息量原则处理,能够更好地确定模糊边界细节,并具有抑制强噪声的能力。实验测试表明,本文的初始轮廓提取能够有效约束水平集的迭代范围,图像局部互信息量策略的分割效果比其他两种模型都有较大提高,经过完善后可用于辅助阅片和临床教学培训。

参 考 文 献

- [1] 姜玉新,张运. 超声医学高级教程[M]. 北京:人民军医出版社,2012.
- [2] Daniel Cremers, Mikael Rousson, Rachid Deriche. A Review of statistical approaches to level set segmentation: Integration Color, texture, motion and shape[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 72(2): 195-215.
- [3] Mitiche A, Ayed I B. Variational and Level Set Methods in Image Segmentation[M]. New York: Springer, 2011: 105-107.
- [4] 冈萨雷斯,伍兹. 数字图像处理[M]. 3 版. 阮秋琦,等译. 北京:电子工业出版社,2011.
- [5] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of Region-scalable Fitting Energy for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(2): 1940-1949.
- [6] Wang L, He L, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2435-2447.
- [7] Zhang K, Zhang L, Song H, et al. Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676.
- [8] 辛维斌,张善卿,张桂成. 局部熵驱动区域主动轮廓的局部化框架[J]. 计算机工程, 2011, 37(5): 230-234.

(上接第 210 页)

- [78] Zhang W, Shan S, Gao W, et al. Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): A novel non-statistical model for face representation and recognition[C]//10th IEEE International Conference on Computer Vision, 2005: 786-791.
- [79] Zhang W, Shan S, Chen X, et al. Are Gabor phases really useless for face recognition? [J]. Pattern Analysis & Applications, 2009, 12(3): 301-307.
- [80] Zhang B, Shan S, Chen X, et al. Histogram of Gabor phase patterns (HGPP): a novel object representation approach for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 57-68.
- [81] Xie S, Shan S, Chen X, et al. Fusing local patterns of gabor magnitude and phase for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1349-1361.
- [82] He J, Ji H, Yang X. Rotation invariant texture descriptor using local shearlet-based energy histograms[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(9): 905-908.
- [83] Li C, Li J, Gao D, et al. Rapid-transform based rotation invariant descriptor for texture classification under non-ideal conditions[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(1): 313-325.