

李江美, 陈熙. 扩展统一局部二值模式及图像纹理特征提取[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(1): 151-157. DOI: 10. 20169/ j. issn. 2095-2163. 24052104

扩展统一局部二值模式及图像纹理特征提取

李江美, 陈熙

(贵州师范大学 大数据与计算机科学学院, 贵阳 550025)

摘要: 统一局部二进制模式(ULBP)及其许多变体,已显示出对纹理分类的有效性。然而,这些ULBP方法中的大多数专注于编码中心像素与其相邻像素间的统一模式特征。因此存在无法捕捉非统一模式发生的像素间图像特征,忽略了不同邻域半径下像素间的相互作用这两个主要问题。针对于此,本文提出了扩展统一局部二值模式(EULBP)。EULBP统计图像相邻像素间的非统一模式,并逐步编码相邻采样点间的非统一模式;其次,在不同邻域下提取图像特征进行融合;最后,使用直方图交叉距离计算特征向量的相似度,得到在不同数据集中的识别率。经实验,验证了该算法的有效性。

关键词: 扩展统一局部二值模式; 图像特征提取; 特征融合

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)01-0151-07

Extended Uniform Local Binary Patterns and its application for image texture feature extraction

LI Jiangmei, CHEN Xi

(School of Big data and Computer Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, Guizhou, China)

Abstract: The Uniform Local Binary Pattern (ULBP) and its many variants have shown effectiveness in texture classification. However, most of these ULBP methods focus on the uniform pattern features between the coding center pixel and its adjacent pixels. Therefore, they cannot capture the image features between pixels that occur outside the non-uniform mode, and they ignore the interaction between pixels at different scales. In response to these issues, the Extended Uniform Local Binary Pattern (EULBP) is proposed. EULBP counts the non-uniform patterns between adjacent pixels of the image, and gradually encodes the non-uniform patterns between adjacent sampling points. Secondly, extract image features at different scales for fusion. Finally, the similarity of feature vectors is calculated using the cross distance of histograms to obtain recognition rates in different datasets. The effectiveness of the algorithm has been verified through experiments.

Key words: Extended Uniform Local Binary Patterns; image feature extraction; feature fusion

0 引言

图像纹理在计算机视觉和图像分析的广泛应用中发挥着重要作用。自20世纪60年代以来,图像纹理分析一直是研究者们深入研究的问题^[1-4]。局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)是一种具有高性能和计算量较小的局部纹理算子。局部二值模式(LBP)是一种局部特征方法,在人脸图像分析^[5-6]、纹理识别^[7-8]、图像和视频检索^[9-10]和生物医学^[11-12]等领域得到广泛的应用。

统一局部二值模式(Uniform Local Binary Patterns, ULBP)被提出用于纹理分析。统一LBP被提出后,广泛应用于纹理识别^[13-14]、图像检索^[15-16]和生物医学^[17-18]等领域。许多的统一LBP改进方法也随之被提出,如Shihab H K等^[19]为提高特征提取质量和图像识别精度,将Gabor滤波器和统一局部二值模式组合共同提取特征。为减少火灾探测的误报次数,Liu等^[20]使用ULBP方法联合随机森林分类方法,对患有疥疮疾病的动物和患有其他皮肤疾病的动物进行分类,及时发现并防止疥疮疾病在

基金项目: 国家自然科学基金(61762022)。

作者简介: 李江美(1999—),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理,模式识别。

通信作者: 陈熙(1976—),男,博士,教授,主要研究方向:模式识别,生物特征识别。Email: biometrics@yeah.net。

收稿日期: 2024-05-21

动物体内传播。Jiang 等^[21]为提高指纹识别的安全性以及区分真假指纹,提出一种新的基于空间金字塔均匀局部二值模式(ULBP)方法。Ahmad F 等^[22]提出一种 ORB-NULBP 方法,用于增强磁共振图像之间的对比度,解决图像底层视觉细节和高层语义细节之间的语义空间,对各种模式进行定量评估来帮助临床医生进行快速诊断。尽管这些改进方法在计算机视觉和图像纹理识别上取得较好的结果,但统一 LBP 及其改进方法,只提取图像特征的 58 种统一模式,而忽略非统一模式含有的图像特征,这些模式特征可能就是图像的关键特征。且该算法只关注中心像素与周围像素之间的关系,忽略了不同邻域半径上各像素之间结构的相关性。

因此,针对上述问题,本文提出扩展统一局部二值模式(EULBP)。该描述符对图像相邻像素间的非统一模式进行统计,并为其编码。其次,进行不同邻域半径下像素间相关性分析,提出多尺度扩展模式(MEULBP)。该方法使得 EULBP 不在局限于在相邻像素间提取特征,同时该算法对噪声更具有鲁棒性。最后为进一步增强对图像纹理信息的描述,将 EULBP 与 MEULBP 的直方图特征向量进行融合共同提取特征。

1 统一局部二值模式

为保证局部二值模式的旋转不变性,Ojala 等^[1]定义了一种局部二值纹理模式(称为“统一”)来描述图像局部纹理信息,并开发一种广义灰度和旋转不变量算子来检测这些统一模式。具体来说,“统一”指的是 LBP 的均匀外观,即圆形表示空间跃迁(按位 0/1 变化)的数量,这种模式不超过两个。除统一模式外,其余模式都被视为“混合”模式。ULBP 模式的数学描述如下。

$$U(\text{LBP}) = |f(I_{X_8} - I_{X_0}) - f(I_{X_1} - I_{X_0})| + \sum_{i=1}^7 |f(I_{X_{i+1}} - I_{X_0}) - f(I_{X_i} - I_{X_0})| \quad (1)$$

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq \text{threshold} \\ 1, & \text{if } x > \text{threshold} \end{cases} \quad (2)$$

其中, I_{X_0} 是中心像素 X_0 的灰度值, $X_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 为 X_0 的邻点; I_{X_i} 为像素 X_i 的像素值; $U(\cdot)$ 为圆内空间跃迁数。函数 $f(\cdot)$ 在公式(1)中定义。

如图 1 所示,图中有 58 种不同的统一模式,黑圈表示 1,白圈表示 0,统一 LBP 模式是指二进制表示中具有有限过渡或不连续 ($U \leq 2$) 的模式。图像

中心像素的统一 LBP 特征定义如下:

$$\text{ULBP} = \begin{cases} \sum_{i=1}^P f(I_{X_i} - I_{X_0}), & \text{if } U(\text{LBP}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中, P 是中心像素 X_0 周围的邻居点个数。从式(4)可以发现,每个统一图案被分配一个唯一的标签,而非统一图案则被分组到一个 bin 中(每个 bin 有一个标签),因此旋转不变 ULBP 纹理特征的维度仅为 $P + 2$ 。

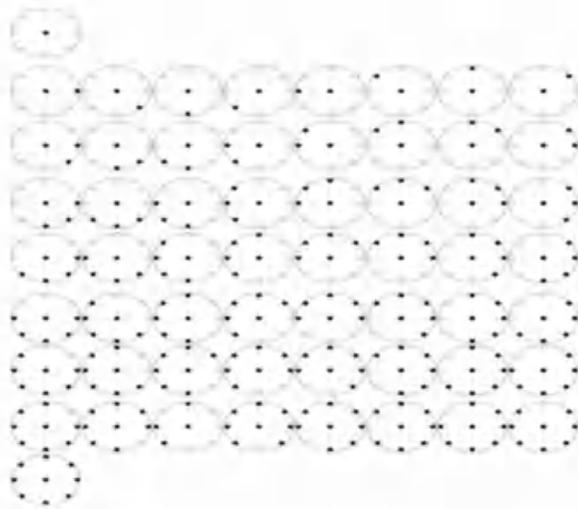


图 1 58 种不同的统一模式

Fig. 1 58 different unified models

2 算法改进

2.1 扩展统一局部二值模式

扩展统一局部二值模式(EULBP)是对统计图像相邻像素间的非统一模式。以半径 $R = 1$ 圆上 $P = 8$ 个邻域点的圆形邻域为例, U 值大小有 0、2、4、6 和 8, $U \leq 2$ 的为统一模式,其余为非统一模式。如图 2 所示,图中有 0/1 跳变 = 4 的 140 种不同的统一模式,在 $\text{EULBP}_{8,1}$ 运算符的 8 位输出中,黑圈表示 1,白圈表示 0。ULBP 只关注图像中心像素与相邻像素间 $U \leq 2$ 的统一模式,而忽视了非统一模式对图像特征的作用。EULBP 将传统的非统一模式 ($U > 2$) 编码为不同的值,这些非统一图案对应线和点等复杂的纹理结构,并且这些非统一模式结构在图像中经常出现。

在 EULBP 算法中,首先对灰度图像进行均匀分块,在每块中计算圆形邻域内中心像素 LBP 编码,然后提取每个中心像素 LBP 二进制编码中 $U \leq 2$ 的统一模式,以及 $U = 4$ 的非统一模式的局部二值模式。改进算法描述定义如下:

$$\text{EULBP} = \begin{cases} \sum_{i=1}^p f(I_{x_i} - I_{x_0})2^{i-1}, & U(\text{LBP}) \leq 4 \\ P + 1, & U(\text{LBP}) = 6 \\ P + 2, & U(\text{LBP}) = 8 \end{cases} \quad (4)$$

其中, 函数 $U(\cdot)$ 已在式(3)中定义, 函数 $f(\cdot)$

在式(1)中定义。当 0/1 跳变 ≤ 2 时, 为统一模式; 当 $2 < 0/1$ 跳变 ≤ 4 时, 为非统一模式。由于 $U = 6$ 及 $U = 8$ 的非统一模式所包含的信息较少, 所以直接赋值为 $P + 1$ 和 $P + 2$ 。

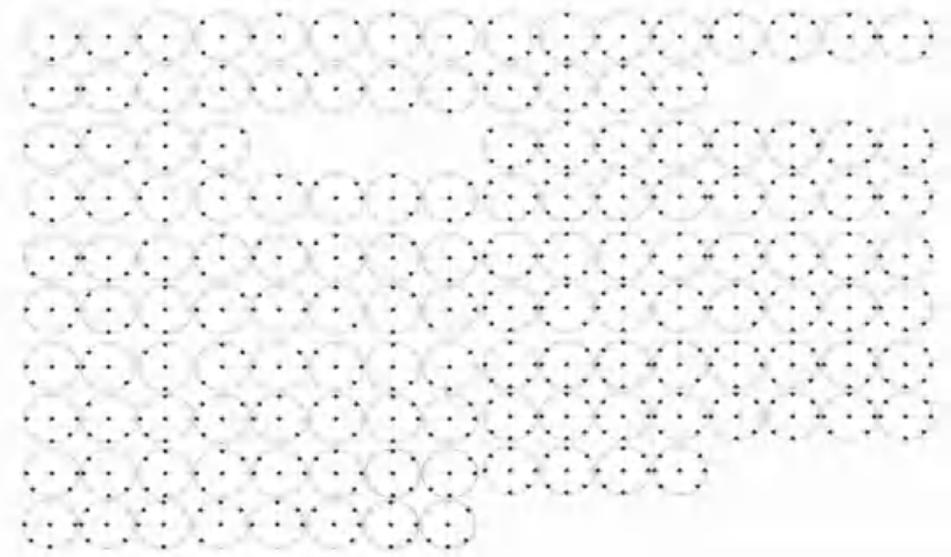


图 2 0/1 跳变=4 的 140 种不同的统一模式

Fig. 2 140 different unified modes with 0/1 jump=4

在二进制 LBP 模式中, 当邻域为圆形时, 考虑 0/1 跳变次数最多为 4 次, 在计算 EULBP 模式直方图时, 将每个统一模式视为一个单独的 bin, 将其他模式分配到单个 bin 中。EULBP 算子有 198 种可能的一致模式, 由统一局部二值模式的 58 种加上 0/1 跳变次数等于 4 的 140 种, EULBP 中的 198 个统一图案如图 1、图 2 所示。对于半径 $R = 1$ 、元素个数 $P = 8$ 的圆形邻域内, LBP 的二进制值有 256 种, 对于 EULBP 是 198 种。如果以特定的角度旋转图像, EULBP 图案将与原始图像不同。假设 EULBP 模式为 00000111, 顺时针旋转 45° 后, EULBP 二进制模式为 00001110。这不适用于模式 00000000 和 11111111, 其在所有旋转角度保持不变。为了消除旋转的影响, 应为每个旋转不变的局部凹凸模式分配一个唯一的标识符, 定义如下:

$$\text{EULBP}_{P,R}^i = \min \{ \text{ROR}(\text{ELUP}_{P,R}, i), \mid i = 0, 1, \dots, P - 1 \} \quad (5)$$

其中, $\text{ROR}(X, i)$ 表示二进制数字上实现 X 的 i 次循环向右移位; $\text{EULBP}_{8,1}^i$ 表示 $R = 1$ 和 $P = 8$ 的旋转不变模式。EULBP_{8,1}ⁱ 是通过循环旋转每个模式到最小值来实现的。例如, 可以通过循环旋转最小值序列 00000101 来生成位序列 00001010、

00010100、00101000、01010000、10100000、01000001 和 10000010。EULBP_{8,1}ⁱ 中有 28 个不同的值, 对应于图 1 第 1 列, 以及图 3 的第 1 列和第 9 列中所示的 28 个唯一旋转不变局部模式。当旋转角度 $\alpha = n(360^\circ/P)$, ($n = 0, 1, \dots, P$) 时, EULBP_{8,1}ⁱ 对输入图像的旋转不变化, 这意味着在计算直方图时, 图 1 和图 2 中第 1 行的所有模式都被分配到一个唯一的直方图中。

2.2 多尺度扩展模式 (MEULBP)

为应对噪声鲁棒性差的问题, 提出 MEULBP 模式。MEULBP 模式克服了传统 LBP 在 3×3 局部邻域内提取图像特征时无法获得大尺度结构特征的缺点, 该方法不再依赖中心像素的相邻 8 个像素点, 而是在 5×5 圆形邻域中取 8 个像素值进行计算。具体实现步骤如下:

- (1) 将灰度图像均匀分成不重叠的子块。
- (2) 对于每个子块, 根据式(1)计算在圆形结构上半径 $R = 2$, 且元素个数 $P = 8$ 的圆形邻域内中心像素的 LBP 特征。
- (3) 根据中心像素 LBP 特征的二进制模式, 计算 0/1 跳变次数小于等于 4 次的局部二值模式数。以此类推进行计算, 从而得出整块的直方图特征向量。

(4)重复(2)、(3)步骤,计算每个块的直方图向量,并最终将每个块的直方图向量联合,以获得整幅图的直方图特征向量。

2.3 融合算法

为进一步增强改进算法及扩展算法的鉴别性,将 EULBP 直方图特征向量与 MEULBP 直方图特征向量进行融合。特征提取步骤如下:

(1)选取某个数据集,在此数据集中随机选取每一类图像中的几张图像作为训练样本集,其余则作为测试集,并对每个样本进行分块处理。假设原始图像 I 被均匀分割成不重叠的 4×4 的正方形子块 $I^{(k)} (k = 0, 1, 2, \dots, 15)$ 。

(2)在训练样本集中的每一小块上,分别计算 LBP 和多尺度 LBP 二进制特征。在提取 0/1 跳变次数小于等于 4 次的模式,得到 EULBP 和 MEULBP 的特征向量。各子块提取的特征为 $I_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(k)} (k = 0, 1, 2, \dots, 15)$; 计算直方图特征,记作 $H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(k)} (k = 0, 1, 2, \dots, 15)$ 。将一张图像中所有分块的直方图特征进行融合,图像 I 的特征向量为 $I_{\text{EULBP+MEULBP}} = (H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(0)}, H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(1)}, \dots, H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(15)})$ 。

(3)使用直方图交叉距离,计算出测试集样本与训练集样本之间的距离,从而判定是否属于同一类样本。假设两幅图像 M 和 N 的特征向量分别为 $M_{\text{EULBP+MEULBP}} = (H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(0)}, H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(1)}, \dots, H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(15)})$ 和 $N_{\text{EULBP+MEULBP}} = (H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(0)}, H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(1)}, \dots, H_{\text{EULBP+MEULBP}}^{(15)})$, 则两者之间的距离为

$$\chi^2(M_{\text{EULBP+MEULBP}}, N_{\text{EULBP+MEULBP}}) = \sum_{i=1}^K \frac{(M_{\text{EULBP+MEULBP}}(i) - N_{\text{EULBP+MEULBP}}(i))^2}{(M_{\text{EULBP+MEULBP}}(i) + N_{\text{EULBP+MEULBP}}(i) + eps)}$$

其中, K 是向量 $M_{\text{EULBP+MEULBP}}$ 或 $N_{\text{EULBP+MEULBP}}$ 的长度。

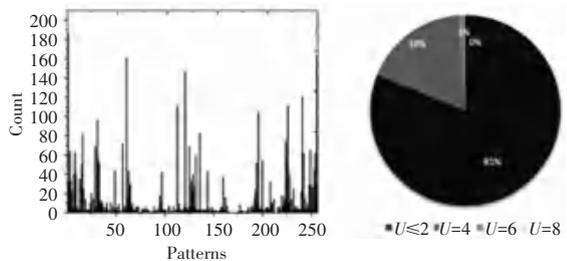
3 实验与分析

为验证本文所提算法的有效性,利用人脸数据库 ORL、Yale B 以及 Poly U 掌纹图像数据库,对所提出的 EULBP 算法及其扩展进行了实验评估和讨论。分类时采用最近邻分类器来计算直方图的相关距离,并进行模式分类。

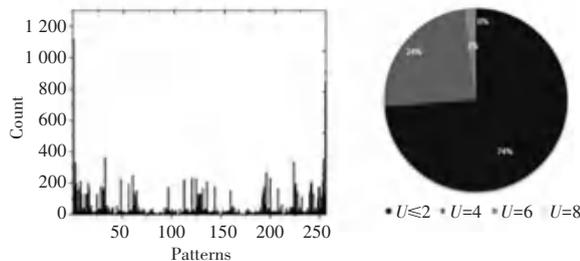
3.1 非统一模式的占比

ULBP 只关注图像中心像素与相邻像素间 $U \leq 2$ 的统一模式,而忽视了非统一模式对图像特征的作用。EULBP 将传统的非统一模式 ($U > 2$) 编码

为不同的值,这些非统一图案对应线和点等复杂的纹理结构,并且这些非统一模式结构在图像中经常出现。为了验证这一点,本文在人脸数据库 ORL 以及掌纹数据库 Poly U 中选取一幅样本图片进行实验,如图 3 所示,图中显示两个样本的直方图并且统计了样本中统一模式以及非统一模式的占比情况。图中统一模式 ($U \leq 2$) 图案占所有图案的大部分,而非统一模式占小部分。在非统一模式中 $U = 4$ 的模式图案占所有非统一模式图案的大部分,占所有图案的 15%~25%左右,相对于 $U \leq 2$ 占比较少,但其中包含图像结构信息是不能忽视的。因此,扩展统一局部二值模式将统一与 $U = 4$ 的非统一模式联合提取特征,对 U 值进行逐一编码。



(a) 人脸数据库 ORL



(b) 掌纹数据库 Poly U

图 3 图像直方图向量和模式的占比情况

Fig. 3 Proportion of image histogram vectors and patterns in the ORL facial database

3.2 分块数对图像识别率的影响

考虑到如果整个纹理图像只用一个直方图表示,很容易丢失局部信息;由于像素间具有相关性,如果使用整个图像进行提取特征,可能像素间的相关性得不到更好的体现,从而导致图像识别率降低。因此,对图像进行分块讨论,将纹理图像均匀划分为 $1 \times 1, 1 \times 2, 2 \times 2, 2 \times 4, 4 \times 4, 4 \times 8, 8 \times 8$ 的子块,并从每个子块中提取纹理特征,以获得不同子图像之间更多的结构信息。为验证分块对图像识别率的影响,在 ORL、YaleB 以及 Poly U 掌纹数据库上进行实验分析。实验过程中,随机在每个数据库中选取一类数据样本中的一半作为训练样本集,剩余为测试样本集。每次实验重复执行分类器 10 次,取其平均值

作为实验结果,实验结果见表 1~表 3。从中可以看出,随着分块数的增加,图像中不同子图像之间的结构信息愈加明显,其相关性更加紧凑,识别率也随之

增加;当分块数达到 4×4 时,3 个数据集上的算法识别率近乎达到最优,且本文所提算法比 LBP 和 ULBP 更具有优势。

表 1 ORL 人脸数据库中各算法的分块结果

Table 1 Blocking results of various algorithms in ORL face database

%

On ORL	Number of blocks						
	1×1	1×2	2×2	2×4	4×4	4×8	8×8
LBP	82.50	85.10	91.61	94.11	95.01	94.22	94.70
ULBP	81.40	84.81	90.01	94.60	95.44	94.89	95.00
EULBP+MEULBP	90.90	91.79	94.70	95.10	97.50	95.90	95.30

表 2 香港理工大学 Poly U 掌纹数据库中各算法的分块结果

Table 2 Blocking results of various algorithms in the Poly U palm print database of the Hong Kong Polytechnic University

%

On Poly U	Number of blocks						
	1×1	1×2	2×2	2×4	4×4	4×8	8×8
LBP	69.47	88.60	95.00	97.27	99.13	99.90	100
ULBP	74.93	89.27	94.60	96.07	98.93	99.90	100
EULBP+MEULBP	85.93	90.67	96.47	99.60	99.90	100	100

表 3 Yale B 人脸数据库中各算法的分块结果

Table 3 Blocking results of various algorithms in Yale B face database

%

OnYale B	Number of blocks						
	1×1	1×2	2×2	2×4	4×4	4×8	8×8
LBP	53.75	64.54	82.06	89.90	96.18	97.93	98.70
ULBP	51.84	59.62	77.91	86.53	94.17	98.22	98.55
EULBP+MEULBP	69.44	79.21	90.00	94.92	97.37	99.10	99.46

3.3 不同噪声环境下所提算法性能分析

对于一张图像来说,受到噪声的影响是不可避免的,因此在设计算法的过程中,必须考虑噪声问题。为了验证噪声对图像识别率的影响,在 Poly U 掌纹数据库上进行了不同的噪声实验。在 MATLAB

中,使用函数 `imnoise(image, 'salt&peper', 0.02)` 对图像加上椒盐噪声,以及使用函数 `imnoise(image, 'gaussian', 0.02)` 加上高斯噪声。在加入噪声后的样本中,选取 4 个图像作为训练集进行实验,实验结果见表 4。

表 4 各算法在 Poly U 掌纹数据集中图像加入不同噪声情况下的识别率

Table 4 Recognition rates of various algorithms in the Poly U palm print dataset with different noise levels added to the images

%

Algorithm	Original image	Add salt and pepper noise	Adding Gaussian noise
LBP	99.80	99.50	19.30
EULBP	99.90	98.30	21.78
ULBP	99.98	97.67	28.10
MEULBP	100.00	100.00	77.90
EULBP+MEULBP	100.00	100.00	78.30

根据实验结果可知,椒盐噪声对图像识别率影响不大,而高斯噪声会严重影响算法的性能。本文提出的算法在噪声环境中比其他算法具有更高的识

别率,并且略优于 MEULBP。实验表明,该算法对噪声具有较强的鲁棒性。

3.4 算法复杂度分析

本节将通过比较各算法使用加法、乘法以及算法比较次数,来分析各算法的复杂度。假设:在某数据集上选取一个样本 I , 在主频为 2.50 GHz, 内存为 4 G 的 PC 机上使用 MATLABR2022a 进行测试, 执行 LBP、ULBP、EULBP、MEULBP 和本文算法进行特征提取, 并且使用 tic 函数计算各个算法提取一张图片的特征所需运行时间。先将该样本 I 分为 n 个大小相同的块, 每个子块长为 X 像素, 宽为 Y 像素; N_{add} 、 N_{mcl} 和 N_{com} 分别表示特征提取过程中的加法、乘法以及比较运算, 每进行一次运算各自的值加 1,

总计算量为 S 。经过计算得出, 各个算法在提取图像纹理特征生成特征向量的过程中有着不同的计算量。例如, 使用 LBP 算法以及本文算法提取图像 I 的特征所产生的计算量为 $S_{LBP} = n \times X \times Y \times (7 \times N_{add} + 8 \times N_{mcl})$ 和 $S_{EULBP+MEULBP} = n \times X \times Y \times (14 \times N_{add} + 16 \times N_{mcl} + 14 \times N_{com})$, 各算法进行特征提取产生特征向量所需要的计算量统计结果以及提取一张图片所需的运行时间见表 5。由表 5 可知, 本文所提算法虽然在很多方面都展现出其优势, 但是在算法的复杂度方面还有待提高。

表 5 算法复杂度分析

Table 5 Algorithm complexity analysis

算法	计算量	运行时间/s
LBP	$S_{LBP} = n \times X \times Y \times (7 \times N_{add} + 8 \times N_{mcl})$	0.020 043
ULBP	$S_{ULBP} = n \times X \times Y \times (7 \times N_{add} + 8 \times N_{mcl} + 7 \times N_{com})$	0.036 671
EULBP	$S_{EULBP} = n \times X \times Y \times (7 \times N_{add} + 8 \times N_{mcl} + 7 \times N_{com})$	0.057 858
MEULBP	$S_{MEULBP} = n \times X \times Y \times (7 \times N_{add} + 8 \times N_{mcl} + 7 \times N_{com})$	0.052 971
本文算法	$S_{EULBP+MEULBP} = n \times X \times Y \times (14 \times N_{add} + 16 \times N_{mcl} + 14 \times N_{com})$	0.096 201

4 结束语

本文提出了 EULBP 算法。该算法关注图像中的非统一模式结构, 进一步改善了传统 ULBP 算法对图像结构的表示, 并且对于灰度变化方面非常稳健, 同时也具有旋转不变性, 在诸多实验中证实了 EULBP 的性能。本文提出的 EULBP 的计算复杂度在纹理图像分类中也是可以接受的, 特别是在纹理图像较小的情况下。其次, 在不同邻域半径下讨论了像素间的相关作用, 提出多尺度扩展模式 MEULBP, 该方法在不同圆形邻域中计算图像特征, 所得出的特征图像对噪声具有更强的鲁棒性。最后, 将 EULBP 和 MEULBP 进行特征融合, 以形成更健壮的描述符。在大量的实验证实下, 本文所提算法在图像描述方面具有较优的性能。

在未来的工作中, 计划在更加复杂的数据集和环境条件下评估本文所提出方法, 并扩展到其他具有挑战性的计算机视觉应用中。

参考文献

[1] KHALEEFAH S H, MOSTAFA S A, MUSTAPHA A, et al. Review of local binary pattern operators in image feature extraction [J]. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer

Science, 2020, 19(1): 23-31.

- [2] 黄小刚, 黄润才, 王桂江, 等. 基于特征提取和胶囊网络的人脸表情识别[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(10): 68-74.
- [3] 金宏辉, 简志华, 杨曼, 等. 采用圆周局部三值模式纹理特征的合成语音检测方法[J]. 电信科学, 2023, 39(6): 85-95.
- [4] 张新波, 朱姿娜, 张伟伟. 基于扩展对称局部三值模式的三维人脸识别[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(6): 133-136, 141.
- [5] 冯宇平, 逢腾飞, 管玉宇, 等. 基于 LBP 特征和权重最优下的 CNN 人脸表情识别[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(12): 174-179.
- [6] VU H N, NGUYEN M H, PHAM C. Masked face recognition with convolutional neural networks and local binary patterns[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(5): 5497-5512.
- [7] 申柯, 陈熙. 增强型局部二值模式及其图像纹理特征提取[J]. 计算机仿真, 2023, 40(6): 260-267.
- [8] 陈佳明, 陈旭, 任硕, 等. 基于改进的 LBP 和 Gabor 滤波器的纹理特征提取方法[J/OL]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 1-12(2024-04-15).
- [9] 叶学义, 廖奕艺, 王鹤澎, 等. 面向虹膜识别的多方向中心对称局部二值模式[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(8): 1269-1278.
- [10] PREMA C E, SURESH S, KRISHNAN M N, et al. A novel efficient video smoke detection algorithm using co-occurrence of local binary pattern variants[J]. Fire Technology, 2022, 58(5): 3139-3165.
- [11] ZHANG Z, WANG M. Multi-feature fusion partitioned local binary pattern method for finger vein recognition[J]. Signal, Image and Video Processing, 2022, 16(4): 1091-1099.
- [12] ZHANG Y, TANG Z, YANG R. Data anomaly detection for

- structural health monitoring by multi-view representation based on local binary patterns[J]. *Measurement*, 2022, 202: 111804.
- [13] CHEN X, LI J, ZHANG Y F. Multidirectional gradient feature with shape index for effective texture classification [J]. *International Journal on Semantic Web and Information Systems (IJSWIS)*, 2022, 18(1): 1-19.
- [14] HU N, MA H, ZHAN T. Finger vein biometric verification using block multi-scale uniform local binary pattern features and block two-directional two-dimension principal component analysis[J]. *Optik*, 2020, 208: 163664.
- [15] ZHANG D, YANG G, LI F, et al. Detecting seam carved images using uniform local binary patterns [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79: 8415-8430.
- [16] ZEEBAREE D Q, ABDULAZEEZ A M, ZEBARI D A, et al. Multi-level fusion in ultrasound for cancer detection based on uniform lbp features [J]. *Computers, Materials & Continua*, 2020, 66(3):3364-3382.
- [17] FEKRI - ERSHAD S, RAMAKRISHNAN S. Cervical cancer diagnosis based on modified uniform local ternary patterns and feed forward multilayer network optimized by genetic algorithm [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 144: 105392.
- [18] BERBAR M A. Features extraction using encoded local binary pattern for detection and grading diabetic retinopathy [J]. *Health Information Science and Systems*, 2022, 10(1): 14.
- [19] SHIHAB H K, SALAMA A, AIDA M, et al. The ideal effect of Gabor filters and Uniform Local Binary Pattern combinations on deformed scanned paper images [J]. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2021, 33(10): 1219-1230.
- [20] LIU Z, YANG Y, JI X. Flame detection algorithm based on a saliency detection technique and the uniform local binary pattern in the YCbCr color space [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2016, 10(2): 277-284.
- [21] JIANG Y, LIU X. Uniform local binary pattern for fingerprint liveness detection in the Gaussian pyramid [J]. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2018, 2018: 1-9.
- [22] AHMAD F, AHMAD T. Hybrid Oriented FAST Rotated BRIEF and Non-Rotational-Invariant Uniform Local Binary Patterns for CBMIR [J]. *Journal of The Institution of Engineers (India) : Series B*, 2022, 103(6): 1949-1959.