

Log Gaussian Cox 场手部指节的图像偏移特征学习与识别

杨世强 弓遂琦

(西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 西安 710048)

摘要: 针对手部指节图像结构特征模糊与建模困难的问题,以 Log Gaussian Cox 随机场为图像建模基础,给出了随机图像上偏移特征的抽取与学习方法,实现了手部图像中指节的识别。在缺乏 Cox 过程图像模型先验假设的条件下,结合随机图像的水平集分解,得到了图像偏移表示的逼近结果。在图像灰度分布非参数密度核估计基础上,利用非线性各向异性滤波对偏移特征进行增强,建立了偏移测度特征的 Bayesian 估计。提出了不同偏移参数下偏移特征的模型学习与融合算法,获得了指节图像特征的融合表示,并在手部指节图像数据库中比较了不同分层偏移模型下的识别结果,给出了批量识别 ROC 曲线统计规律。结果表明,识别方法具有较为稳定的正确分类能力,具有可行性。

关键词: Log Gaussian Cox 随机场; 偏移特征学习; 手部指节识别

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)01-0353-08

Excursion Characteristic Learning and Recognition for Hand Image Knuckles Based on Log Gaussian Cox Field

YANG Shiqiang GONG Luqi

(Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: The effective description method for hand gesture is the most important in intelligent coordination assembly process based on human computer interaction. And effective hand finger knuckle detection is beneficial to the description of hand gesture. The structure characteristics of hand knuckles image are fuzzy and it is difficult to feature modeling. The extraction and learning method of excursion characteristic for hand knuckles image was presented and the hand knuckle was recognized by hand image based on Log Gaussian Cox random image model theory. The approximations of image excursion representation were given combined with level set decomposition of random image when the priori hypothesis was absented in Cox process image model. On the basis of nonparametric kernel estimation of image gray distribution, excursion characteristic was enhanced by nonlinear anisotropic filtering. And the Bayesian form of excursion measurement was established. The model learning and feature fusion algorithm on excursion characteristics with different excursion parameters was presented. And the features fusion representation of hand knuckle image was acquired. The hand knuckles image recognition results with many different hierarchical excursion data models were compared. The knuckle detection algorithm on hand image was presented. The ROC curves statistical law of hand knuckles detection with different models showed that the classification ability of this method was correct and stable. The results also showed that the knuckle recognition ability of the model had some difference for different knuckle categories, and there were some differences in the deep distribution of image data between far knuckles and mid-knuckles. And the method was feasible.

Key words: Log Gaussian Cox random field; excursion characteristic leaning; hand knuckles recognition

引言

在智能制造系统中,开发具有高智能化程度与

较强环境适应能力的检测技术,对增强制造系统柔性、提升生产效率与产品质量有重要意义^[1-4]。基于机器视觉的人机交互协调装配技术,是将图像分

收稿日期: 2016-08-09 修回日期: 2016-11-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(51475365)、陕西省教育厅省级重点实验室科学研究计划项目(12JS071)和陕西省教育厅科学研究计划项目(2013JK1000)

作者简介: 杨世强(1973—),男,副教授,主要从事智能机器人控制、行为识别和目标检测研究,E-mail: yangsq@126.com

析获得的人体装配姿态作为装配机器人任务规划的输入信息^[5-6],通过人机协作实现高效高柔性的装配^[7]。手部图像的生物结构及其关联包含了手部装配姿态的总体信息^[8],检测生物结构对应的图像特征是手部姿态信息推断的基础。

手部生物结构特征识别包括肤色定位^[9]、指尖指根检测^[10]、指节识别、指形定位与特征间的运动学关联等。指节位置特征对手形位姿推断准确性提高有重要影响,指节图像检测主要有几何分析法与纹理识别法^[11-12],但难以在环境较复杂、姿态多变且光照条件不理想的手部姿态识别过程中直接应用。

受手指生物结构影响,指节图像体现出灰度结构复杂、分布非光滑、特征尺度较大、语义模糊且局部描述困难等特点,可考虑从随机分布建模角度建立指节图像鲁棒性较强的特征表示。非齐次 Poisson 空间点过程(或双随机 Poisson 过程、Cox 过程^[13])常被用于构建信号的时空随机跳变以提高模型对复杂结构的适应性。

针对基于复合随机点过程的目标建模问题,众多研究者从模型参数估计、后验预测与逼近计算等角度进行了研究^[14-18]。Cox 过程中 Gaussian 场协方差函数的形式及对应的超参数对模型结构存在较大影响。在指节图像目标建模中,一方面难以预测具体的协方差形式,另一方面随机结构具有模糊性质,通过超参数后验计算难以进行有效的目标描述,可采用 Cox 过程的统计量表征对应的图像分布。ADLER 等^[19]分析了随机场上高水平偏移集中路径问题,指出了同一偏移支集内路径估计渐进特点。

本文在 Log Gaussian Cox 模型基础上,通过灰度分布的密度估计获得 Poisson 参数所对应 Gaussian 场观测,建立图像隐特征模式的学习与估计算法框架,给出随机图像上偏移特征的提取与分析方法;对图像多种不同形式的随机偏移特征融合,以期获得较稳定的隐特征模型表示,实现指节目标识别。

1 Log Gaussian Cox 随机场与图像建模

在具有复杂随机结构的图像模型中,主要的超参数包含图像的重要结构信息,特别在特征为隐分布的随机图像上,相对于具体灰度而言,超参数的分布与图像深度特征间有着更紧密的关联。采用先验假设较少、结构适应性较强的 Cox 过程作为基本模型,Poisson 密度均值取为 Gaussian 场的指数形式^[20],利用超参数对应的偏移集等统计特征来表征图像结构。

在随机场统计建模的观点下,图像定义为平面有限域 S 上关于成像事件的随机过程,即在任意位

置 $t(t \in S \subseteq \mathbf{R}^2)$ 处存在与图像参数空间 Ω 有关的随机事件 X

- $$X(t, \omega) : (\Omega, F, P(t)) \mapsto (E, G)$$

式中 ω ——参数空间 Ω 上元素
 t ——图像位置
 $P(t)$ —— Ω 上随机测度
 E ——图像灰度
 F, G —— $P(t)$ 与 E 上的 Borel 代数

考虑随机图像深层特征的隐含性与灰度的非负性,取上式中 $X(t, \omega)$ 为平面有限域上的计数过程,将灰度描述为 Cox 过程。图像位置 t 处灰度粒子计数变量为

$$X_t(\cdot | Z_t) = X(t, \omega | \omega = Z_t) \tag{1}$$
$$X_t(\cdot | Z_t) \sim \text{Poi}(n | \exp(Z_t)) \tag{2}$$
$$\text{Poi}(x_t | Z_t) = Z_t^{x_t} e^{-\exp(Z_t)} / x_t! \tag{3}$$

- 式中 x_t ——图像位置 t 处的灰度
 Z_t ——均值参数

图像特征分析与参数空间的选取有着紧密的关联,特别在缺少先验信息的条件下,为增强模型对图像噪声的适应性,将参数空间 Ω 具体化为 Poisson 过程中均值参数的对数 Z ,并将对应的期望 $E[Z]$ 作为随机图像的超参数场。超参数分布直接反映随机过程的大尺度特征,借助测度 $P(t)$ 上的统计特征实现图像的特征关联与整体表示。在特征关联可被 Gaussian 场函数准确描述的假设下,测度 $P(t)$ 具体化为 Gaussian 过程,记为图像域 S 上的过程 f ,即

$$Z_t \sim f(t)$$

f 的期望与协方差等统计特征反映出 $P(t)$ 的结构

$$m(t) = E[f(t)] \tag{4}$$
$$k(z_t, z_{t'}) = E[(f(t) - m(t))(f(t') - m(t'))] \tag{5}$$

- 式中 $m(t)$ ——图像域 S 上位置 t 处的超参数期望
 $k(z_t, z_{t'})$ ——位置 t 与 t' 间的参数关联

据此图像上任意两位置处对应 Poisson 参数 z_t 、 $z_{t'}$ 满足

$$[z_t, z_{t'}] \sim N([m(t), m(t')], k(z_t, z_{t'}))$$

其中 N 为多维 Gaussian 分布。针对均值向量 $m(t)$,二元协方差函数 $k(z_t, z_{t'})$,Poisson 参数 Z_t 服从

$$Z_t \sim f(t) = GP(m(t), k(z_t, z_{t'})) \tag{6}$$

据式(6)可知 Gaussian 场的均值函数与协方差函数同时影响着灰度分布,均值参数主要通过 Poisson 分布决定局部灰度强度,而协方差函数对灰度结构的大尺度特征有更重要的影响。

$$\mu_{Cox}(S) = E[X(S)] = E\{E[X(S) | Z(S)]\} =$$
$$E\left\{\int_S \exp(Z(s)) ds\right\} = \int_S E[\exp(Z(s))] ds \tag{7}$$

$$k[X(S_1), X(S_2)] = k\left\{\int_{S_1} e^{Z(s)} ds, \int_{S_2} e^{Z(s)} ds\right\} + E\left[\int_{S_1 \cap S_2} e^{Z(s)} ds\right] = \int_{S_1} \int_{S_2} k[e^{Z(s_1)}, e^{Z(s_2)}] ds_1 ds_2 + \int_{S_1 \cap S_2} E[e^{Z(s)}] ds \quad (8)$$

式中 s_1, s_2 ——图像域 s 上的两个局部域

据式(7)、(8), Cox 场上期望密度的分布同 Gaussian 场上期望积分 μ_{Cox} 有关,且局部方差统计量综合了参数场的方差与期望信息,通过图像灰度观测值的方差统计难以直接实现对超参数场方差的观测。由于协方差函数的不同具体形式包含有关灰度场统计量的高阶关联信息,通常结构较为复杂且推断困难。在缺乏对具体图像分布有效假设的前提下,直接推断以上 Gaussian 场结构实现对结构模糊图像的建模过程较为困难。

为实现对超参数 Gaussian 场的结构估计,可基于对 Cox 过程的观测与场 f 上偏移集的估计,在对 $m(t)$ 与 $k(z_i, z_{i'})$ 缺乏有效先验知识的条件下完成超参数随机场偏移特征的学习,实现 Log Gaussian Cox 随机场结构的偏移推断。

2 图像随机场上的偏移特征

依据随机几何理论,平面域 T 上随机场 f° 的几何结构可借助偏移概率表示为

$$P(T, f^\circ, u) = P\left\{\sup_{t \in T} f^\circ(t) \geq u\right\} \quad (9)$$

即利用域 T 上的概率 P 描述 f° 对固定水平阈值 u 的偏移程度。针对固定阈值 u ,利用不同位置 $t \in T$ 处对应的 P 值可表示随机场对固定阈值的偏移;通过不同阈值 u ,也可获得固定位置 $t \in T$ 处有关偏移强度的概率函数。同时可依据式(12)中的概率 P 获得图像 Ω 上的随机偏移关系 A_u ,包括上偏移集与下偏移集两类单侧形式,实现了 Ω 在阈值 u 下的 0~1 标记分割

$$\begin{cases} A_u^+(f^\circ) = \{t \in \Omega; f^\circ(t) > u\} \\ A_u^-(f^\circ) = \{t \in \Omega; f^\circ(t) < u\} \end{cases} \quad (10)$$

从图像特征的模式学习角度看,考虑到特征隐分布可观测性的不同假设,随机性越强、模式关联性越强的图像越不易观测到上述偏移集;反之,随机关联性越具有局部性,高阶关联越弱,对偏移集的观测也越准确。利用与式(9)中概率 P 相关联的测度 μ 可将图像偏移集进一步表示为

$$\mu_{\Omega, u}^*(t) = P\{f^\circ(t) \geq u, t \in \Omega\} \quad (11)$$

$$\mu'(I_{(f^\circ)}, \Omega', \lambda) = P(\min_{a \in \Omega'} P(A_u^+(a), f^\circ, u) \geq \lambda) \quad (12)$$

其中,式(11)表示了在随机场特征可直接被观测的条件下图像随机场 f° 的偏移测度;而对随机模式隐含或需考虑随机场上参数过程的情形,则引入水平参数 λ ,图像偏移表示具有式(12)的松弛形式。在式(10)基础上,借助对 μ 的区间化可实现图像分割,将图像 Ω 表示为

$$\Omega = \bigcup_{\substack{\Omega'_j \subseteq \Omega \\ \mu(\Omega'_j) \in (a_i, b_i]}} \Omega'_j \quad (13)$$

在具有分层结构的复杂随机场上, μ 的松弛形式为偏移集的构建提供了便捷。考虑式(6)中的超参数场 f 包含图像的重要特征信息,也对图像随机集的表示具有决定性影响,因此场 f 的偏移集表示对图像隐特征的分析具有重要意义。在无有效先验情形下,利用式(12)中偏移测度 μ' 的逼近形式可进一步在 Cox 场上建立如下偏移松弛形式

$$\tilde{\mu} = \mu'_p \cdot \mu'_c \quad (14)$$

其中关于 Poisson 过程的测度因子 μ'_p 在子集 Ω' 上表示为

$$\mu'_p = P_1(\min_{a \in \Omega'} P(A_{u_1}^+(a), \text{Poisson}, u_1) \geq \lambda_1) \quad (15)$$

结合图像隐特征的模糊性, Gaussian 场上构造的测度因子 μ'_c 在子集 Ω' 上具有单侧偏移 μ'_{c1} 与双侧偏移 μ'_{c2} 2 种形式,即

$$\mu'_{c1} = P_{21}(\min_{a \in \Omega'} P(A_{u_{21}}^+(a), \text{Gaussian}, u_{21}) \geq \lambda_{21}) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \mu'_{c2} = & P_{22}(\min_{a \in \Omega'} P(A_{u_{22}}^+(a), G, u_{22}^1) \geq \lambda_{22}^1, \\ & \max_{a \in \Omega'} P(A_{u_{22}}^+(a), G, u_{22}^2) \leq \lambda_{22}^2) \end{aligned} \quad (17)$$

由式(14)~(17)可见,不同偏移参数 u 与 λ 的取值,可对应获得图像域上不完全相同的偏移测度 μ 。考虑到不同偏移参数下的偏移测度均可作为原始随机场上的特征描述,多测度间具有特征分布意义下的相容性,因此图像灰度偏移特征的建立过程需在相容性原则下进行,避免模型冗余、提高建模准确性对偏移参数选择的鲁棒性。

3 偏移密度特征分布的 Bayesian 估计

考虑上述不同偏移水平参数下逼近测度间的相容性,为获得有效的图像偏移集表示,可在图像正则化的基础上将偏移测度表示为相应的条件概率形式,在 Bayesian 框架下对图像的多偏移特征进行融合,作为随机灰度图像偏移特征学习的基础。

3.1 图像的非参数估计与正则化

图像灰度与对应偏移集间关系的复杂性致使图像的灰度位置观测无法直接对应为式(14)中的 2 个偏移测度因子,为实现对偏移测度的有效观测,建立上述模型时需将灰度位置观测与偏移集模型间的

关联进一步明确化。利用图像灰度分布的位置数据进行非参数密度核估计,对图像格子场上的灰度分布进行参数化,表示 Poisson 过程对应的测度 μ'_p ,即

$$f_k(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x; X_i, w) \tag{18}$$

式中 N ——图像上的总灰度
 ϕ ——形式固定的一类核函数
 $\{X_i\} (i=1,2,\cdots,N)$ ——灰度粒子的图像坐标
 w ——核函数中的带宽参数

在图像灰度目标为二维分布的条件下,结合基于线性扩散过程的渐进优化均方带宽 w_x ,取密度核 ϕ 为二维高斯核,式(18)中的密度 $f_k(x)$ 为

$$f_k(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{(x-x_i)^2}{2w_{x_1}} - \frac{(y-y_i)^2}{2w_{x_2}}\right)}{N \cdot 2\pi \sqrt{w_{x_1}w_{x_2}}} \tag{19}$$

在不考虑图像特征整体关联性的条件下,上述密度形式在局部点集意义上给出了灰度分布的估计 f_k ,进一步形式化了估计结果,然而该结果无法显式体现双 Poisson 过程中超参数场 f 上的具体结构,可作为偏移参数 $u=0$ 下 μ'_p 的等价形式,实现了图像的归一化过程,为基于偏移测度的模式学习提供了必要的前处理。在渐进意义下,原始灰度图像的偏移集与 f_k 上的偏移集间具有一致关系。偏移水平越高,以 f_k 表示的偏移观测与真实图像偏移观测间的重合度越高。考虑到 f_k 估计的局部化特点,式(14)可近似为

$$f_k = \tilde{\mu}'_p \cong \mu'_{p(u=0)} \tag{20}$$

3.2 基于 Bayesian 的测度估计

在 Bayesian 条件概率的形式下,式(14)中偏移因子的分解可表示为条件偏移测度形式,即

$$\hat{\mu} \approx \tilde{\mu} \triangle \tilde{\mu}'_p \mu'_{G_{1P}} \tag{21}$$

在 Poisson Gaussian 随机场上, $\tilde{\mu}'_p$ 为图像域上的双 Poisson 过程,而 $\mu'_{G_{1P}}$ 为双 Poisson 过程上一阶矩对应的超参数 Z 所服从的 Gaussian 场 f 。其中,利用式(19)可实现对 μ'_p 的等价建模。而第 2 项的条件因子 $\mu'_{G_{1P}}$ 同样有不同的具体形式,分别为对应于式(16)与式(17)的单侧条件偏移测度与双侧条件偏移测度

$$\tilde{\mu}'_{G_{1P}} = \tilde{P}_{21}(\min_{a \in \Omega'} \tilde{\mu}'_p \geq c_1 \max_{\Omega} \tilde{\mu}'_p) \tag{22}$$

$$\tilde{\mu}'_{G_{21P}} = \tilde{P}_{22}(c_{21} \max_{\Omega} \tilde{\mu}'_p \leq \min_{a \in \Omega'} \tilde{\mu}'_p, \min_{a \in \Omega} \tilde{\mu}'_p \leq c_{22} \max_{\Omega} \tilde{\mu}'_p) \tag{23}$$

然而在 $\tilde{P}_{21}$ 与 $\tilde{P}_{22}$ 所关联的 Gaussian 过程上,偏移集的几何结构随偏移水平的不同形式变化复杂,难以在获取模型结构前直接给出条件偏移概率 $\mu'_{G_{1P}}$ 的具

体形式或分布族。

从模型学习角度来看,在给出图像灰度估计 $\hat{\mu}'_p$ 的条件下,对 $\tilde{\mu}'_{G_{1P}}$ 的建模需要在不同偏移水平参数 c 下,结合必要的弱先验条件,将不同偏移参数区段所对应的结果进行融合,最终获得关于 $\tilde{\mu}'_{G_{1P}}$ 的不完整模型作为对 $\mu'_{G_{1P}}$ 的近似值。连续偏移参数下不完整模型与 $\mu'_{G_{1P}}$ 真实分布间的相容性,可保证上述不完整模型对原始图像灰度目标分布具备一定的恢复能力。考虑随机场上偏移集几何结构的一般性态,在偏移参数 c_1 较高时,假设 $\tilde{P}_{21}$ 具有混合分布形式;而 c_2 属于区间,假设 $\tilde{P}_{22}$ 具有随机场上分类模式结构。

上述学习策略是在 c 值的有限区间内进行,为增强模型对偏移参数选择的适应性,可综合 $\tilde{P}_{21}$ 与 $\tilde{P}_{22}$ 2 种结构信息,测试图像 A 对随机图像灰度位置目标的似然表示为

$$\hat{\mu} \approx D(\tilde{\mu}'_{G_{1P}} \delta_{(\tilde{\mu}'_p, c_1)}, \tilde{\mu}'_{G_{21P}} \delta_{(\tilde{\mu}'_p, c_{21}, c_{22})}) \tag{24}$$

$$p(A|\hat{\mu}) \propto p_D(\tilde{\mu}'_{G_{1P}}(A) \delta_{(\tilde{\mu}'_p, c_1)}(A) \cdot \tilde{\mu}'_{G_{21P}}(A) \delta_{(\tilde{\mu}'_p, c_{21}, c_{22})}(A)) \tag{25}$$

其中, D 为不同偏移参数下、不同形式偏移集模型间的融合结构,可用多偏移目标分类融合模型对 $\tilde{\mu}'_{G_{1P}}$ 上不同形式的偏移测度信息进行融合实现 D 的构建,作为对式(21)中 $\hat{\mu}$ 的恢复性结构与学习结果。

3.3 图像的特征增强与扩散滤波演化

在前述弱特征图像密度水平集的估计过程中,在偏移参数 c 的建模参数段对应的图像位置上,当测试图像灰度值真实分布的梯度较大时,会造成密度估计结果抽取出的观测数据量过小,而难以进行后续建模与学习,需对图像进行增强,强化隐特征信息,同时起到灰度梯度直方图滤波的效果,提高测试图像质量。考虑到式(19)中优化带宽的计算采用的是线性扩散原理,因此密度估计结果无法实现灰度图像上的结构性增强。为实现图像灰度分布模式增强、获得充分的建模数据量,可采用基于各项异性扩散过程去除弱特征图像中的结构化噪声,同时提高偏移集密度建模的置信度

$$\text{div}(c(x,y,t) \nabla I) = \partial_x(c(x,y,t) I_x) \tag{26}$$

$$\text{其中} \quad c(x,y,t) = g(\|\nabla I_{(x,y)}\|) \tag{27}$$

$$g(\|\nabla I\|) = e^{-(\|\nabla I\|/K)^2} \tag{28}$$

式中 K ——导热系数

如式(28)选演化核为指数形式,以上扩散过程在图像灰度 I 上的离散迭代演化格式为

$$I'^{+1}_{i,j} = I'_{i,j} + \lambda \nabla c \nabla I \tag{29}$$

式中 λ ——平滑系数

4 指节图像偏移测度特征的建模与学习

以正则化与特征增强等图像预处理为基础,在指节训练样本库中的学习偏移特征模型,更新系统参数并计算训练库中图片对不同水平下偏移模型的似然值,通过似然数据融合获得较完整的偏移特征。

4.1 图像偏移测度的学习算法

以指节图像的灰度分布模式学习为目标,将偏移测度分布作为指节的生物特征。在图像随机模型的基础上,通过对不同偏移测度分布状况的学习,实现对位置估计融合结构 D 的随机测度表示,作为图像的随机特征并依据其进行关节目标识别。如图 1 所示的算法流程,指节图像随机生物特征的构建算法主要分为训练数据预处理、多层偏移模型的分层学习与融合过程 3 个阶段。

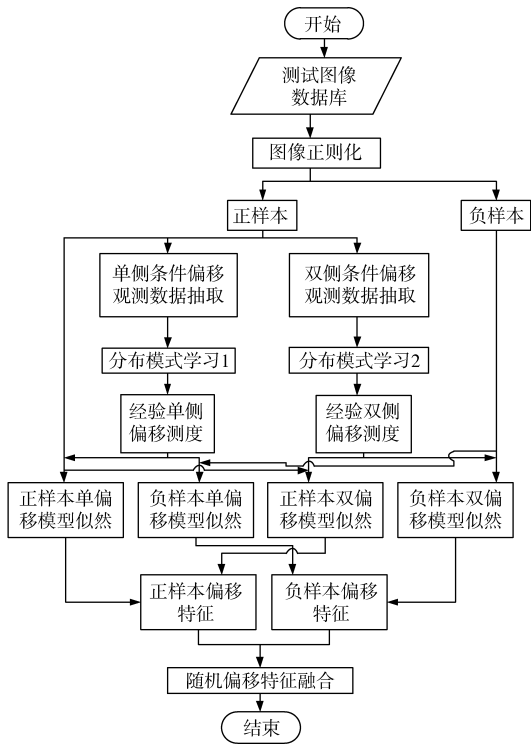


图 1 手部指节灰度图像随机偏移特征学习算法流程

Fig. 1 Flow chart of random excursion characteristic learning algorithm on hand knuckle gray image

在训练数据预处理阶段,针对训练图像库中的正样本(图像中指节区域)与负样本(图像中的非指节区域),将图像灰度看做所在图像格点位置处被观测到的总次数,测试图像对应的训练数据为二维格点位置构成的观测点集。结合非参数密度估计过程,对测试图像所对应的观测点集进行密度建模完成正则化过程,作为对 Poisson 随机场的观测。其中图像的真实分布结构对观测集的数据量有一定影响,针对不同测试图像,在图像正则化前,利用非线性扩散滤波对测试图像库进行预处理,一方面实现

适度的特征增强,另一方面起到密度提升的作用,获取数据量可靠的观测集。

在分层学习与特征融合阶段,将对应正则化结果中不同密度区间的观测集作为相应偏移水平下的观测位置。密度区间的具体划分同对应的偏移水平参数相一致,在保证观测数据特征明显的前提下适当扩大水平参数范围,以提高模型对不同偏移水平的适应性。通过对偏移测度分布学习,获取训练库对当前模型的特征似然,计算正样本偏移特征与负样本偏移特征,利用高斯过程融合算法实现式(21)中 $\hat{\mu}$ 在有限偏移水平 c 下的等价估计,实现随机偏移特征的模型表示,给出指节图像偏移特征的融合表示。

4.2 训练算例与分析

在模型学习前对训练库中单幅图像进行必要的预处理,如图 2 所示。图 2a、2b 分别为手指远指节和中指节图像,分别对其灰度化处理的结果如图 2c、2d 所示,图 2e、2f 给出了原始测试图像 2c、2d 的扩散增强结果,对应式(26)~(29)中的模型,取导热系数 K 为 15,平滑系数 λ 为 0.15,扩散迭代步 N 取 10。与灰度图像相比,扩散结果平滑了小尺度特征,弱化了纹理特征,增强了大尺度的高阶特征。图 2g、2h 给出了测试图像 2e、2f 上灰度位置随机点对应的密度核估计结果。将密度分布等价映射到 256 像素 $\times$ 256 像素的区域范围内,对比式(18)中每一项的核函数,密度估计结果表示了测试图像灰度位置数据的混合模式,实现了灰度分布的总体估计与恢复。进一步对比图 2e 与图 2g、图 2f 与图 2h,密度估计过程以降采样的方式进一步对灰度图像的局部特征进行了平滑,提高了特征的整体性,有利于后续偏移分布观测数据的提取。

在图像预处理的基础上,将密度估计结果作为 Poisson 过程的观测,将密度结果的分层抽取结果作为条件偏移测度 $\mu'_{c|P}$ 的概率观测值,通过建立该条件概率测度的分层形式获得其融合逼近表示。在图 1 所示观测数据的抽取过程中,将图 2g、2h 中对应 c 值为 0.8 的单侧偏移位置作为测试图像高层偏移测度的观测,对应 c 值为 0.55~0.85 的双侧偏移观测位置作为测试图像中层偏移测度的观测。分别利用无穷 Dirichlet 混合过程^[20]与高斯多分类场模型^[21],结合抽取出的观测数据,学习以上高层与中层偏移测度的分布,如图 3 所示。

其中图 3a、3b 给出了高层数据的聚类特征,通过与图 2c、2d 对比可看出,高层聚类模型较好地捕捉了原始图像中高灰度的分布趋势。图 3c~3h 显示了 3 分类情形下高斯分类场对中层偏移集的描述结果,其中 c 值取 $0.70 < c < 0.85$ 时对应第 1 层,取

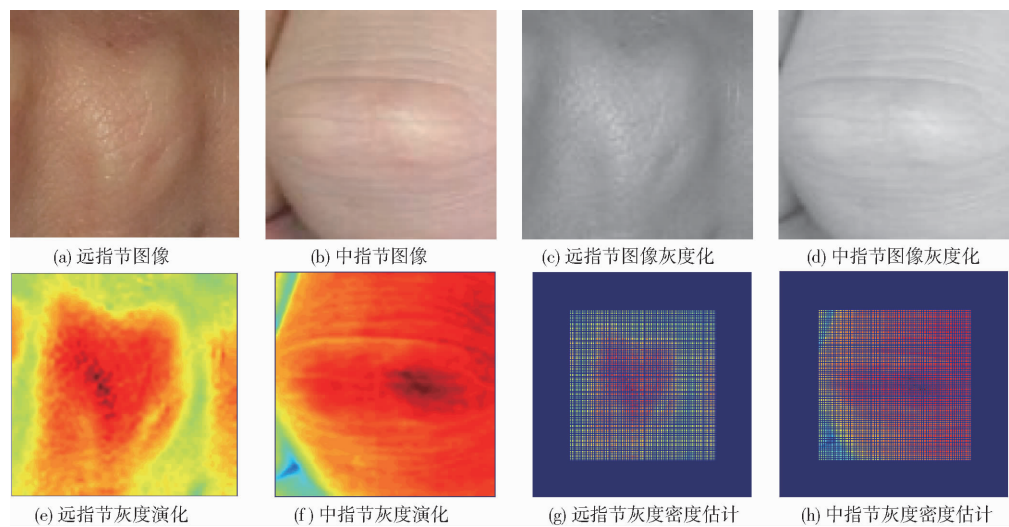


图 2 手部指节灰度图像预处理

Fig. 2 Preprocessing of hand knuckle gray image

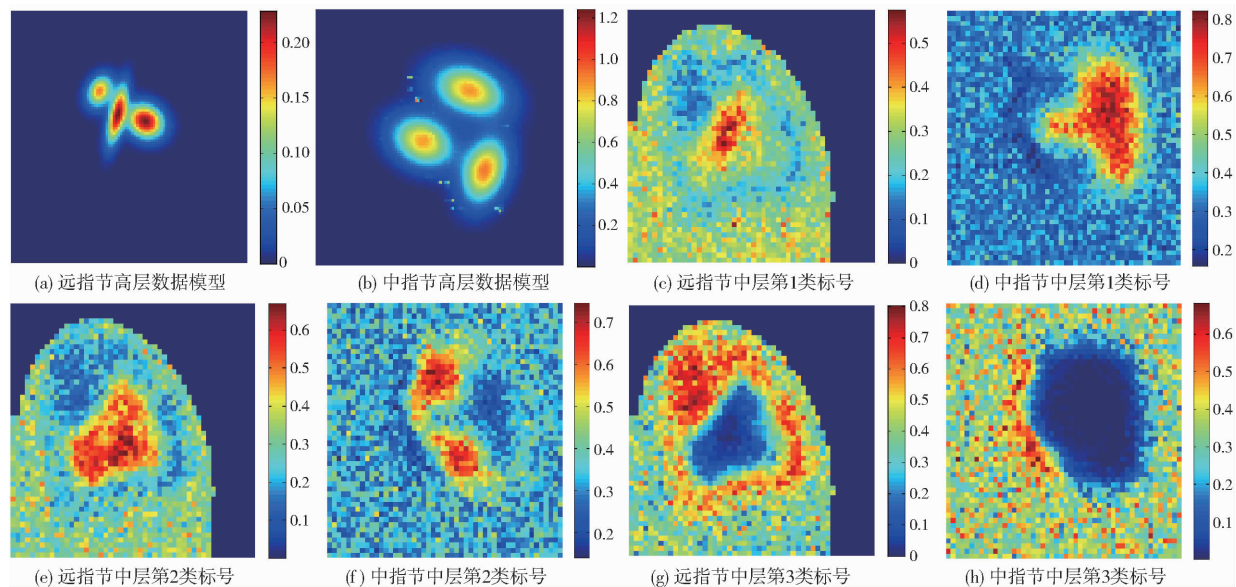


图 3 指节灰度图像随机偏移特征学习单幅图像训练结果

Fig. 3 Training results of random excursion characteristic learning algorithm on single hand knuckle gray image

0.60 < c < 0.75 时对应第 2 层,取 0.50 < c < 0.65 时对应为第 3 层,可见 3 分类的随机场模型较好地描述了随着偏移水平的降低,由凝聚到扩散的灰度分布趋势。

在训练图像分层建模的基础上,在渐进稳定的偏移分布假设下,取分层模型在图像域上的统计均值作为分层模型的训练结果。进一步计算训练库对上述 2 种偏移模式的似然结果,在特征平面上利用高斯判别过程计算似然模型对正、负类样本的类别预测概率。手部图像关节识别算法如图 4 所示,其中 FMM 为有限元混合模型,DPMM 为 Dirichlet 过程混合模型,GP 为高斯过程模型。取训练图像为 202 幅,其中正负样本均分,依据特征融合获得的预测概率值并结合最大类间方差法^[22]在 4 个测试库(中指节、远指节各 2 个测试库)中进行图像识别,如图 5

所示,给出了相应的 ROC 识别曲线,图 5a、5b 为远指节识别测试结果,图 5c、5d 为中指节识别测试结果。

受试者工作特性曲线(ROC)上的曲线下面积(AUC)总体衡量了识别器的识别能力,可以看到在远指节测试库中中层数据模型与 2 层数据的综合模型识别能力均不如高层图像特征,而在中指节测试库中 2 种高层数据模型的识别曲线均较低,其对应的 AUC 均小于 0.5。远指节库中高层数据模型识别能力明显较高,单侧条件偏移模型具有较好的识别能力,而在中指节库中中层数据模型的识别能力较强,双侧条件偏移模型具有更好的识别能力。以上表明,现有数据模型对不同类别指节目标的识别能力有较大差异,远指节、中指节图像数据分布的深层模式类别间有着一定的差别。

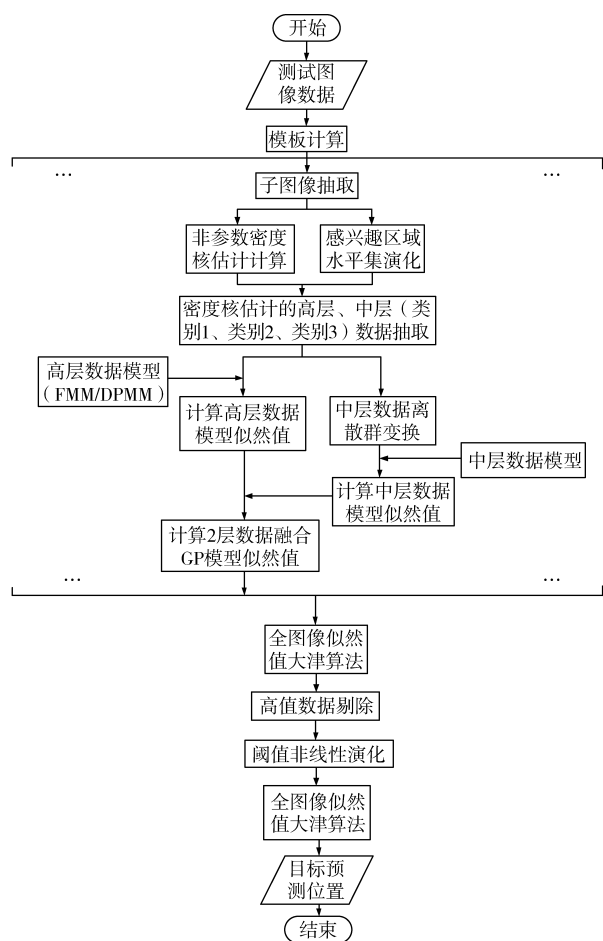


Fig.4 Flow chart of knuckle detection algorithm on hand image

在图 5c、5d 中可以看出,中指节图像库 2 中高层模型识别效果不明显甚至于出现了错误的分类,分析原因在于非指节的中间区域由于灰度分布平缓,对应的图像局部信息熵较小,高层数据量较通常关节图像数据量更大且呈密集分布,破坏了模型对数据分布的假设条件。同时根据图 5b、5d,可以看出 2 层数据融合模型对应的 ROC 位于高层、中层模型之间,表明基于融合模型的识别具有将 2 种特征进行综合判断的效果。在高层、中层模型识别能力相差较大的情形下,能够提供有效地综合评价,在图 5c、5d 中体现较为明显,融合模型的线下面积最小为图 5a 中的 0.4512,最大为图 5d 中的 0.7880,表明在现有有限数据与测试集条件下,识别方法已经具有较为稳定的正确分类能力。

5 结束语

针对特征为隐分布、语义模糊的随机图像,将图像的灰度分布理解为图像域上具有多层结构的随机过程。在 Cox 随机场模型的基础上,将图像随机场中超参数偏移分布作为图像隐特征,并对应为指节

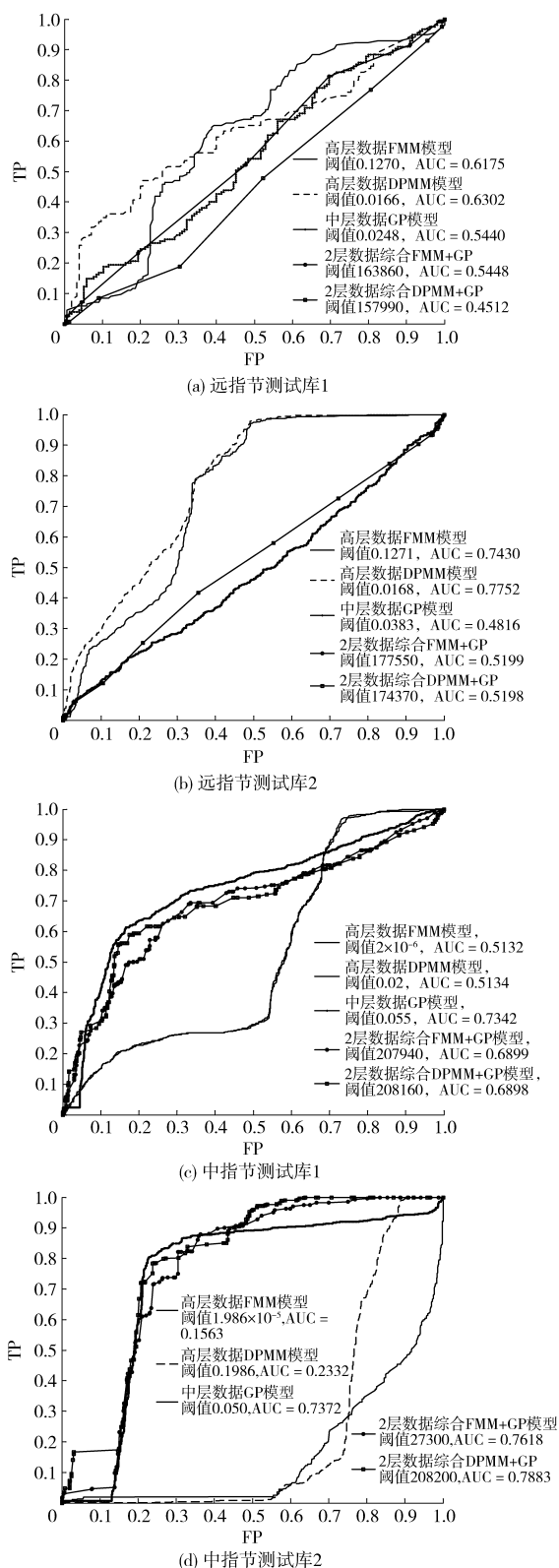


图5 基于多数据模型的手部指节固定阈值图像识别对比
Fig.5 Comparisons of constant threshold image detection for knuckles based on different data models

图像的生物结构特征。进一步提出了基于 Bayesian 方法的偏移测度估计,实现了图像随机偏移特征的表示,给出了相应偏移模式的学习框架,经手指关节图像的单幅实验与批量图像训练识别测试,结果表明相应算法具有可行性。

参 考 文 献

- 1 王耀南, 陈铁键, 贺振东, 等. 智能制造装备视觉检测控制方法综述[J/OL]. 控制理论与应用, 2015, 32(3):273-286. http://jcta.alljournals.ac.cn/cta_cn/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=CCTA140169&flag=1. DOI: 10.7641/CTA.2015.40169.
WANG Yaonan, CHEN Tiejian, HE Zhendong, et al. Review on the machine vision measurement and control technology for intelligent manufacturing equipment[J/OL]. Control Theory & Applications, 2015, 32(3):273-286. (in Chinese)
- 2 刘明周, 马靖, 张森, 等. 基于机器视觉的机械产品装配系统在线作业方法[J/OL]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(9):2343-2353. <http://www.cims-journal.cn/CN/abstract/abstract5284.shtml>. DOI: 10.13196/j.cims.2015.09.009.
LIU Mingzhou, MA Jing, ZHANG Miao, et al. Online operation method for assembly system of mechanical products based on machine vision[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2015, 21(9):2343-2353. (in Chinese)
- 3 孙诚达, 邱威, 丁为民, 等. 农作物几何特征量测量系统设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(12):1-10, 17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151201&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.001.
SUN Chengda, QIU Wei, DING Weimin, et al. Design and experiment for crops geometrical feature measuring system[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12):1-10, 17. (in Chinese)
- 4 王海波, 邹海龙, 张如照. 基于视觉测量的挖掘机工作装置姿态测量系统[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(4):302-308. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150445&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.045.
WANG Haibo, ZOU Hailong, ZHANG Ruzhao. Attitude measurement system for excavator's manipulator based on vision measurement[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4):302-308. (in Chinese)
- 5 WANG Y, EWERT D, VOSSEN R, et al. A visual servoing system for interactive human-robot object transfer[J/OL]. Journal of Automation and Control Engineering, 2015, 3(4):277-283. DOI: 10.12720/joace.3.4.277-283.
- 6 CORRALES J A, GARCIA Gomez G J, TORRES F, et al. Cooperative tasks between humans and robots in industrial environments[J/OL]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2012, 9:94-103. DOI: 10.5772/50988.
- 7 TAN J T C, DUAN F, KATO R, et al. Man-machine interface for human-robot collaborative cellular manufacturing[J/OL]. International Journal of Automation Technology, 2009, 3(6):760-767. DOI: 10.20965/ijat.2009.p0760.
- 8 BHUYAN M K, MACDORMAN K F, KAR M K, et al. Hand pose recognition from monocular images by geometrical and texture analysis[J/OL]. Journal of Visual Languages and Computing, 2015, 28:39-55. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jvlc.2014.12.001>.
- 9 JONES M J, REHG J M. Statistical color model with application to skin detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 46(1):81-96.
- 10 李博男, 林凡. 基于曲率的指尖检测方法[J/OL]. 南京航空航天大学学报, 2012, 44(4):587-591. http://jnuua.nuaa.edu.cn/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=12nhxb426&flag=1. DOI: 10.16356/j.1005-2615.2012.04.014.
LI Bonan, LIN Fan. Fingertip detection method based on curvature[J/OL]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2012, 44(4):587-591. (in Chinese)
- 11 KUMAR A, RAVIKANTH C. Personal authentication using finger knuckle surface[J/OL]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2009, 4(1):98-110. DOI: 10.1109/TIFS.2008.2011089.
- 12 ZHANG L, ZHANG L, ZHANG D, et al. Online finger-knuckle-print verification for authentication[J/OL]. Pattern Recognition, 2010, 43(7):2560-2571. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2010.01.020>.
- 13 COX D R. Some statistical methods connected with series of events[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 1955, 17(2):129-164.
- 14 BOUZAS P R, AGUILERA A M, VALDERRAMA M J. Forecasting a class of doubly stochastic Poisson process[J]. Statistical Papers, 2002, 43(4):507-523.
- 15 ADAMS R P, MRRRAY I, MACKAY D J C. Tractable nonparametric Bayesian inference in Poisson processes with Gaussian process intensities[C]//Proceedings of the 26th International Conference on Machine Learning(ICML), 2009:9-16.
- 16 GUNTER T, LLOYD C, OSBOME M A, et al. Efficient Bayesian nonparametric modelling of structured point process[C]//The 30th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 2014:310-319.
- 17 ZHANG T, KOU S C. Nonparametric inference of doubly stochastic Poisson process data via the kernel method[J/OL]. The Annals of Applied Statistics, 2010, 4(4):1913-1941. DOI: 10.1214/10.AOAS352.
- 18 BIAU G, CADRE B, PARIS Q. Cox process functional learning[J/OL]. Statistical Inference for Stochastic Processes, 2015, 18(3):257-277. DOI:10.1007/s11203-015-9115-z.
- 19 ADLERA R J, MOLDAVSKAYA E, SAMORODNITSKY G. On the existence of paths between points in high level excursion sets of Gaussian random fields[J/OL]. The Annals of Probability, 2014, 42(3):1020-1053. DOI: 10.1214/12-AOP794.
- 20 SUDDERTH E B. Graphical model for visual object recognition and tracking[D]. Cambridge, MA:Massachusetts Institute of Technology, 2006.
- 21 RASMUSSEN C E, WILLIAMS C K I. Gaussian processes for machine learning[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2006.
- 22 OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.