

◎图形、图像、模式识别◎

基于 Bayesian 的相关反馈在医学图像检索中的应用

张 泉, 邵晓英

ZHANG Quan, TAI Xiao-ying

宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211

Department of Computer Science, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China

E-mail: zhangquan0823@163.com

ZHANG Quan, TAI Xiao-ying. Application of relevance feedback based on Bayesian theory in medical image retrieval. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(17): 158-161.

Abstract: The preliminary research indicates that the gray level co-occurrence matrix display the better retrieval effect in the sternum image retrieval and relevance feedback realizing man machine interactive retrieval can effectively enhance the efficiency. In this paper two feedback methods with moving inquiry have further compared. First, retrieval with the piecemeal texture, then retrieval with Rocchio feedback method and based on minimal Bayesian error rate feedback method. Experiment proves that based on minimal Bayesian error rate feedback method can reduce "the meaning gap", enhance the retrieval efficiency.

Key words: gray level co-occurrence matrix; relevance feedback; motion inquire; minimal Bayesian error rate

摘 要: 前期的研究表明, 代表纹理特征的灰度共生矩阵在胸片图像检索中发挥了比较好的检索效果, 相关反馈能够很好地实现人机交互, 有效地提高检索效率。进一步研究了两种移动查询点的反馈方法在提高检索效率的特点, 首先基于分块的纹理进行检索, 然后利用 Rocchio 方法和基于贝叶斯最小错误率的反馈方法进行多次反馈检索。实验证明, 基于贝叶斯最小错误率理论的反馈方法能更好地缩小“语义鸿沟”, 提高检索效率。

关键词: 灰度共生矩阵; 相关反馈; 移动查询点; 贝叶斯最小错误率

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.17.047 **文章编号:** 1002-8331(2008)17-0158-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

随着 CBIR(Content Based Image Retrieval)研究的深入, 一些图像检索系统被相继推出, 如 IBM 的 QBIC (Query By Image Content), MIT 多媒体实验室开发的 Photobook, 哥伦比亚大学的 VisualSEEK 等, 但这些系统的检索过程都是以计算机为中心, 而图像检索是查找所需要的图像, 人的主观性在图像检索中具有重要的指导作用, 因此把人的作用放到图像检索过程中, 使计算机从人的反馈中学习以提高检索精度就显得非常重要。基于这一点, 相关反馈被引入基于内容的图像检索中, 并发挥了重要作用。相关反馈的实质是“指导性学习分类”, 每次检索的结果由用户指出哪些符合自己的期望结果, 哪些不符合, 据此检索系统调整检索参数, 使下次检索结果更符合用户的要求。近些年来将用户模型嵌入到图像检索系统的研究也取得了不少成果, 1998 年, Rui 等形式化地提出了图像检索中的相关反馈体系结构^[1], 随后在美国麻省理工学院^[2], 伊利诺斯大学^[3], 荷兰阿姆斯特丹大学^[4]等也相继开展了相关反馈技术应用的研究。传统的反馈技术大致分为两类: 一类是移动查询点^[5], 不断的对查询向量进行优化, 使查询向量接近好的样本点而远离坏的样本点。另一类就是修正查询向量的判别标准^[6], 即不断

地调整特征向量的权值进行多次检索以得到用户满意的效果。近几年, 人工智能的发展使基于模式分类的相关反馈方法在图像检索中得到了应用, AdaBoost, SVM^[7]等分类技术都能成功地应用于图像检索。

根据当代医学发展的需要, 医学图像的检索又成了图像检索研究的一个热点, 医学图像具有更高的空间分辨率和灰度分辨率以及图像间的相似性更大等独特性质, 要想在海量的医学图像库中检索出相关图像更加困难, 更需要用户的反馈参与。

基于前期的研究, 提出用分块灰度共生矩阵提取图像纹理特征, 将贝叶斯理论应用于查询点的调整进行多次反馈检索, 并对比了 Rocchio 方法调整查询点的反馈检索。据此理论, 实现了一个简单的胸片图像检索系统, 设计了三个实验, 对比了各种检索方法。

1 分块纹理特征检索

大多数医学图像都是灰度图像, 实验表明纹理能够很好的反映这些图像的病灶, 特别对于胸片图像这种纹理对称, 轮廓分明, 病灶集中的图像, 基于空间域的灰度共生矩阵能发挥不

基金项目: 国家自然科学基金重大项目 (the Grand National Natural Science Foundation of China under Grant No.60472099)。

作者简介: 张泉 (1984-), 女, 硕士, 主研方向: 医学图像检索; 邵晓英 (1953-), 女, 教授, 博士, 主研方向: 多媒体信息检索、自然语言理解等。

收稿日期: 2007-11-08 **修回日期:** 2008-01-23

错的检索效率。

1.1 灰度共生矩阵提取

灰度共生矩阵^[8]是描述图像纹理特征的有效方法,它统计图像中两个像素灰度级联合分布的情况,描述了图像灰度在空间中的变化情况,包括变化的方向和幅度,反映了图像的局部模式和像素的排序规则。

设 $p_1(x, y)$ 是图像中一个像素, $gray(p_1)=i$ 表示它的像素值为 i , $p_2(x+\Delta x, y+\Delta y)$ 是图像中与 p_1 相距 $(\Delta x, \Delta y)$ 的另一像素, $gray(p_2)=j$ 表示它的像素值为 j 。灰度共生矩阵表示图像中距离为 $(\Delta x, \Delta y)$ 的像素对 (i, j) 出现的频数,用 $P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j)$ 表示。再将该矩阵进行归一化就得到了用于二次统计的共生矩阵。根据需要调整 $\Delta x, \Delta y$ 的值得到不同共生矩阵描述不同方向上的纹理特点。当 $(\Delta x=d, \Delta y=0)$ 表示的是 0° 方向的灰度共生矩阵,当 $(\Delta x=d, \Delta y=d)$ 表示的是 45° 方向上的灰度共生矩阵,当 $(\Delta x=0, \Delta y=d)$ 表示的是 90° 方向的灰度共生矩阵,当 $(\Delta x=-d, \Delta y=d)$ 表示的是 135° 方向的灰度共生矩阵。

1.2 统计特征量提取

在共生矩阵的基础上进行二次统计得到共生矩阵的统计参数^[9]用于检索,共生矩阵中的参数很多但实验证明,能量、对比度、相关性和熵 4 个参数有较好的检索效果,成为用灰度共生矩阵提取纹理特征的主要统计参数。它们计算公式分别如下:

$$\text{能量: } ENE = \sum_{i=0}^{gray-1} \sum_{j=0}^{gray-1} [P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j)]^2 \quad (1)$$

$$\text{对比度: } CON = \sum_{n=0}^{gray-1} n^2 \sum_{i=0}^{gray-1} \sum_{j=0}^{gray-1} [P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j)]^2 \quad (2)$$

$$\text{相关性: } COR = \frac{\sum_{i=0}^{gray-1} \sum_{j=0}^{gray-1} ij P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (3)$$

$$\text{熵: } ENT = - \sum_{i=0}^{gray-1} \sum_{j=0}^{gray-1} P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) \lg P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) \quad (4)$$

参数说明: $gray$ 为图像的灰度级, $\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$ 分别定义如下:

$$\left\{ \begin{aligned} \mu_1 &= \sum_{i=0}^{gray-1} i \sum_{j=1}^{gray-1} P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) \\ \mu_2 &= \sum_{j=0}^{gray-1} j \sum_{i=1}^{gray-1} P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) \\ \sigma_1 &= \sum_{i=0}^{gray-1} (i - \mu_1) \sum_{j=1}^{gray-1} P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) \\ \sigma_2 &= \sum_{j=0}^{gray-1} (j - \mu_2) \sum_{i=1}^{gray-1} P_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j) \end{aligned} \right. \quad (5)$$

由于 4 个特征参数反映图像的不同特征,数量级不一样,所以要先将这些二次统计的参数进行内部归一化^[10]才能作为纹理特征向量。考虑到胸片图像的高分辨率以及病灶主要分布在肺叶部分,在实验中忽略图像边界信息在 256 灰度级上提取 4 个方向上共生矩阵求平均进行检索。

1.3 分块纹理特征提取

由于胸片图像的病灶一般之中于肺叶部分,可以对图像进行分块以突出关键部位。将图像进行 7×7 分块,这样就得到长度为 49 的特征向量。对不同块分配不同权重,分块图和权重分配图如图 1。

图 1 分块图和权重图

1.4 特征相似度量

本文用到的是计算向量距离的方法计算块间距离,通常应用比较广泛的距离有 Minkowsky 距离,组合距离, Mahalanobis 距离^[11],二次距离, EMD 距离等。在实验中选用的是计算相对简便的欧式距离:

$$D_i(p, q) = \sqrt{(f_{p_{i,1}} - f_{q_{i,1}})^2 + \dots + (f_{p_{i,m}} - f_{q_{i,m}})^2} \quad (6)$$

p, q 为特征库中任意两幅图像的特征向量, m 表示向量长度本文中为 4。

图像间的总距离为: $D(p, q) = \sum_{i=1}^n w_i * D_i(p, q)$, 其中 w_i 表示块的权重, n 表示块的数目为 49。

2 相关反馈和 Rocchio 方法

移动查询点的反馈方法是通过用户反馈不断优化查询点的方法,其中比较经典的方法有基于反馈正例和反馈负例调整的 Rocchio 方法^[12],用户从检索结果中选取满意的检索图像作为反馈正例和不喜欢检索图像作为反馈负例组成正负反馈集合 I_R, I_N , 用 $|I_R|, |I_N|$ 表示正例和负例的数目, d_i 表示集合中的特征向量, α, β, γ 为加权系数。在实验中取 $\alpha = \beta = \gamma = 1$, 利用公式 (7) 对原查询向量 q 进行调整得到新的查询向量 q' :

$$q' = \alpha q + \frac{\beta}{|I_R|} \sum_{d_i \in I_R} d_i - \frac{\gamma}{|I_N|} \sum_{d_i \in I_N} d_i \quad (7)$$

3 相关反馈和贝叶斯理论

贝叶斯分类方法因为其坚实的数学基础和强大的概率表达能力,近些年来越来越受人工智能^[13]研究人士的重视,基于贝叶斯理论的相关反馈也是一种移动查询点的反馈方法。假定检索样本和其所对应的所有正反馈图像构成有共同语义的图像集合,通过对于该集合的高斯拟和构造出该样本图像在特征空间的贝叶斯分类器。接下来将介绍基于多元正态分布的最小错误率的相关反馈技术。

3.1 多元正态分布

一般的 d 维多元正态密度的形式如下:

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right) \quad (8)$$

其中 x 是一个 d 维列向量, μ 是 d 维均值向量, Σ 是 $d \times d$ 的协方差矩阵, $|\Sigma|$ 和 Σ^{-1} 分别是其行列式的值和逆, $(x-\mu)^T$ 是 $(x-\mu)$ 的转置,那么上式可以简写为: $p(x) \sim N(\mu, \Sigma)$ 。形式上,有 $\mu \equiv E(x)$ 和 $\Sigma \equiv E((x-\mu)(x-\mu)^T)$ 。

3.2 多元正态分布下最小错误率判别函数和决策面

最小错误率分类可以通过使用判别函数^[14] $g_i(x) = \ln p(x|\omega_i) +$

由 $\ln p(\omega_i)$ 获得,那么对于密度函数为 $p(x|\omega_i)$ 的多元正态分布判别函数容易得到:

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(x-\mu_i) - \frac{d}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \ln p(\omega_i) \quad (9)$$

为了进一步理解多元正态分布下的判别函数和决策面,对 $\Sigma_i = \sigma^2 I$ 这种特殊的情况进行讨论,即内类各特征相互独立且具有相等的方差 σ^2 ,那么协方差矩阵就是对角矩阵,对角线上每个元素都是 σ^2 ,得 $|\Sigma_i| = \sigma^{2d}$, $\Sigma_i^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} I$ 。代入式(9)中得到判别函数为:

$$g_i(x) = -\frac{(x-\mu_i)^T(x-\mu_i)}{2\sigma^2} - \frac{d}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln \sigma^{2d} + \ln p(\omega_i) \quad (10)$$

由于式中的第2,第3项与类别 i 无关,可以忽略,简化 $g_i(x)$ 为:

$$g_i(x) = -\frac{(x-\mu_i)^T(x-\mu_i)}{2\sigma^2} + \ln p(\omega_i) \quad (11)$$

式中 $(x-\mu_i)^T(x-\mu_i) = \|x-\mu_i\|^2$ 为 x 到 i 类中心的欧式距离的平方,将其展开到:

$$g_i(x) = -\frac{1}{2\sigma^2} [x^T x - 2\mu_i^T x + \mu_i^T \mu_i] + \ln p(\omega_i) \quad (12)$$

二次项 $x^T x$ 与 i 无关,故可忽略,进一步简化 $g_i(x)$ 为:

$$g_i(x) = \frac{1}{\sigma^2} \mu_i^T x - \frac{1}{2\sigma^2} \mu_i^T \mu_i + \ln p(\omega_i) \quad (13)$$

令 $w_i = \frac{1}{\sigma^2} \mu_i$, $\omega_{i0} = -\frac{1}{2\sigma^2} \mu_i^T \mu_i + \ln p(\omega_i)$, 则:

$$g_i(x) = w_i^T x + \omega_{i0} \quad (14)$$

那么决策面函数为 $g_i(x) = g_j(x)$ 在 $\Sigma_i = \sigma^2 I$ 这种特殊情况下可写成: $w^T(x-x_0) = 0$, 其中: $w = \mu_i - \mu_j$, 且:

$$x_0 = \frac{1}{2}(\mu_i + \mu_j) - \frac{\sigma^2}{\|\mu_i - \mu_j\|} \ln \frac{p(\omega_i)}{p(\omega_j)} (\mu_i - \mu_j) \quad (15)$$

此方程定义了一个通过点 x_0 且与向量 w 正交的超平面, x 的轨迹为 ω_i 和 ω_j 的决策面。当 $p(\omega_i) = p(\omega_j)$ 时, x_0 位于两中心的中点,且垂直平分两中心连线。

3.3 基于多元正态分布下最小错误率判别函数和决策面的相关反馈

q_0 代表用户提交的初始查询, I 代表在 d 维特征空间中的特征向量, $I_R(q_0)$, $I_N(q_0)$ 分别代表查询结果集中相关图像和不相关图像的特征向量, 相关图像和不相关图像的均值向量分别为 $m_R = \frac{1}{k_R} \sum_{I \in I_R(q_0)} I$ 和 $m_N = \frac{1}{k_N} \sum_{I \in I_N(q_0)} I$, k_R 和 k_N 分别代表相关和不相关图像集中图像个数。由贝叶斯决策理论可知, 相关图像集和不相关图像集之间的决策面通过 m_R 和 m_N 连线中点与连线正交的超平面:

$$x_0 = \frac{1}{2}(m_R + m_N) - \frac{\sigma^2}{\|m_R - m_N\|} \ln \frac{p(\omega_R)}{p(\omega_N)} (m_R - m_N) \quad (16)$$

其中, $p(\omega_R)$ 和 $p(\omega_N)$ 是相关图像和不相关图像的先验概率, 可

以估计相关图像和不相关图像在检索结构中的比例得到。这样的一个决策面将检索结果分成两部分, 其中一部分, 检索到的相关图像概率较高。

相关反馈就是通过将查询点 q_0 移到 $m_R - m_N$ 这一方向而实现的。为了应用贝叶斯理论要作出下面假设: (1) $m_R^1 - m_N^1 = m_R^0 - m_N^0$; (2) 相关图像与不相关图像集的方差总是 σ^2 ; (3) $N(q_0)$ 与 $N(q_1)$ 的决策边界一致; 则 $x_0^1 = x_0^0$, 根据式(16)有:

$$\frac{1}{2}(m_R^1 + m_N^1 - m_R^0 - m_N^0) = \frac{\sigma^2}{\|m_R^0 - m_N^0\|} * \left(\ln \frac{p^1(\omega_R)}{p^1(\omega_N)} - \ln \frac{p^0(\omega_R)}{p^0(\omega_N)} * (m_R^0 - m_N^0) \right) \quad (17)$$

为了简化计算, 做 $\ln \frac{p(\omega_R)}{p(\omega_N)} \cong \frac{k_R - k_N}{\max(k_R, k_N)}$ 的近似。假设

经反馈后得到的检索结果集中不包含不相关图像, 即理想下的状态 $p^1(\omega_N) = 0$, 则新的查询点 m_R^1 可按下式计算:

$$m_R^1 = m_R^0 + \frac{\sigma^2}{\|m_R^0 - m_N^0\|} * \left(1 - \frac{k_R^0 - k_N^0}{\max(k_R^0, k_N^0)} \right) * (m_R^0 - m_N^0) \quad (18)$$

4 实验及结果分析

基于上述理论, 在 Visual C++ 和 SQL Server 数据库的实验平台实现了一个胸片图像检索的原型系统, 系统中用到的图像库有 122 幅胸片图像, 其中带有病灶的图像有 47 幅, 系统的评价标准是查准率和 Ranking^[15] 中平均排序值 $Average-r$ 。

4.1 系统评价标准

查准率表示检索结果中相关图像占的比例, 计算为: $precise = \frac{a}{a+b}$, a 表示相关图像数量, b 表示不相关的图像数量, 系统中设定 $a+b=15$, 每次检索出最相似的 15 幅图像。

$Average-r$ 表示相关图像在检索结果序列中排序的平均值, 在检索的查准率相同时, $Average-r$ 越小说明检索到的相关图像排在检索结果序列的越靠前位置, 系统的检索性能越好。假设 Q_1, Q_2, \dots, Q_n 为进行 n 次检索的目标图像, $I_1^{(i)}, \dots, I_m^{(i)}$ 为第 i 次检索的检索正确结果, $rank(I_j^{(i)})$ 为 $I_j^{(i)}$ 在检索结果的排序值, $Average-r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m rank(I_j^{(i)})$ 。系统中设定 m 为 7, 即计算正确结果的前 7 幅图像的排序平均值, 其理想值为 4。

4.2 实验结果分析

利用上述评价标准, 在系统中进行了 3 个实验: (1) 进行分块纹理的检索; (2) 在实验 1 的基础上用 Rocchio 方法进行相关反馈; (3) 在实验 1 的基础上用贝叶斯最小错误率判别函数进行相关反馈。每次检索返回最相似的 15 图像, 用户在这 15 图像中进行反馈, 给出满意图像和满意图像。图 2 给出了同一幅病灶图像 0021 在 3 个实验的检索结果。

图 2(a) 中检索的查准率为 0.6, 即 15 幅的检索结果中有 9 幅为相关图像, 这 9 幅的平排序约为 8.42; 图 2(b) 是在分块纹理中用 Rocchio 算法进行一次反馈的结果, 可以看到查准率并没有提高, 仍是 0.6, 但排序明显提前, 约为 6.43, 在实验中经

图2 目的图像 0021 的检索结果

过 4 次反馈得到最佳效果;图 2(c)是在分块纹理检索中用贝叶斯方法反馈一次反馈的结果,查准率为 0.8,检索到 12 幅相关图像,平均排序约为 5.14,在后面的第二次反馈得到最佳检索结果。不失一般性,在同一系统中进行了多组实验,图 3 是对 7 幅目标图像反馈检索的平均效果的统计,其中实线加“o”表示 Rocchio 反馈方法的平均结果,虚线加“*”表示贝叶斯方法的平均结果,图 3(a)比较了平均查准率的变化情况,图 3(b)显示了 $Average-r$ 变化趋势。

Average-r

图3 实验平均结果

图 3 表明:相关反馈技术能很好的提高检索效率,但不同的反馈机制的反馈效率不一样的,文中用到的两种移动查询点的方法在提高检索效率中有不同的特点:Rocchio 方法提高检索效率的速度比较慢,一般要经过 4 次或 5 次反馈才能达到最佳的效果,当达到最好检索效果后继续反馈效果可能略有降低,也有可能保持不变,而用到贝叶斯理论的反馈方法,经过 1 次或 2 次就能得到比较满意的结果,之后变化比较缓和。

5 总结

本文研究的基于贝叶斯理论的移动查询点的方法,能更有

效地结合底层视觉特征和高层语意特征,在医学图像检索中具有更稳定的反馈效率,更能反映用户的需求,对以后开发医学图像检索系统有一定的参考价值,但在众多的反馈方法中找到更合适医学图像的反馈机制仍需要不懈的努力。

致谢:本课题得到内蒙古自治区医院放射科、介入放射科、内窥镜室的协助,特此感谢。

参考文献:

- [1] Rui Y, Huang T S, Mehrotra S, et al. Relevance feedback: a power tool for interactive content based image retrieval[J]. IEEE Trans Circuits and System for Video Technology, 1998, 8(5): 644-655.
- [2] Vasconcelos N, Lippman A. Bayesian representation and learning mechanisms for content based image retrieval[C]//Proc SPIE Storage and Retrieval for Media Databases, San Jose California, USA, 2000: 43-54.
- [3] Rui Y, Huang T S. A novel relevance feedback technique in image retrieval[C]//Proc ACM Multimedia 99, Oriando, 1999: 67-70.
- [4] Grvers T, Smeulders A. The PidToSeek WWW image search system[C]//Proc IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems, 1999: 264-269.
- [5] Huang J. Combining supervised learning with color correlograms for content based image retrieval[C]//Proc ACM Multimedia, 1997: 325-334.
- [6] Franco A, Lumini A, Maio D. A new approach for relevance feedback through positive and negative samples[C]//ICPR, 2004(4): 905-908.
- [7] 顾志伟, 胡秀清, 荆浩, 等. 一种基于特征选择的医学图像检索方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2007(2).
- [8] Haralick R M, Shanmugam K, Dnslen I. Textural features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybemetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [9] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of IEEE, 1979, 67(5): 786-804.
- [10] Ortega M. Supporting similarity queries in MARS[C]//Proc ACM Multimedia, 1997: 403-413.
- [11] Saha S K, Das A K, Chanda B. Image retrieval based on indexing and relevance feedback[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 357-366.
- [12] Rocchio J. Relevance feedback in information retrieval[M]//Salton G. SMART Retrieval System. [S.l.]: Prentice Hall, 1971: 313-323.
- [13] Friedman N, Geiger D. Bayesian network classifier[J]. Machine Learning, 1997, 29: 131-163.
- [14] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification[M]. [S.l.]: Wiley Zntersciencia, 2003-09.
- [15] 邵晓英, 北研二. 信息检索技术导论[M]. 北京: 科学出版社, 2006-09.