

# 融合贝叶斯和 FSRM 的相关反馈算法研究\*

张水利<sup>1,2</sup> 汪恒<sup>2</sup> 李蓓茹<sup>2</sup> 聂栋梁<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>延安大学 信息与通信工程研究所 延安 716000 <sup>2</sup>延安大学 物理与电子信息学院 延安 716000)

**摘要:**在图像检索领域当中,低层视觉特征和高层语义之间的“语义鸿沟”问题都是许多研究学者面前的一大障碍。相关反馈机制在一定程度上解决了“语义鸿沟”问题,同时相关反馈也存在反馈次数过多,反馈效果不够理想等问题。为解决上述问题,提出一种贝叶斯和模糊语义相关矩阵(FSRM)相结合的反馈算法。实现方法是:用贝叶斯分类器对图像库进行分类,达到压缩图像库的目的,然后用模糊语义相关矩阵对压缩之后的图像库进行检索,并反馈最终结果。研究结果表明,与贝叶斯算法和 FSRM 相比,本文提出的算法明显地提高了反馈效果,优化了反馈次数。

**关键词:**图像检索,相关反馈,贝叶斯(方法),模糊语义相关矩阵,正态分布

## Research on Relevance Feedback Algorithm of Fusion Bayesian and FSRM

ZHANG Shuili, WANG Heng, LI Beiru, NIE Dongliang

(<sup>1</sup>Institute of Information and Communication Engineering, Yan'an University, Yan'an, 716000, China,

<sup>2</sup>Department of Physical and Electronic Information, Yan'an University, Yan'an, 716000, China)

**Abstract:**The semantic gap, which exists between low level visual features and high level semantic concepts, is an obstacle to the development of image retrieval. The semantic gap is narrowed by relevant feedback techniques to some extent. However, the image retrieval process with the relevant feedback techniques also has many disadvantages such as too many feedback times or unsatisfactory feedback effect. In order to improve the relevance feedback method, a new relevance feedback strategy combining Bayesian and FSRM technology has been presented. The main approach was achieved firstly by assorting the image library with the Bayesian classifier compressing the image library; secondly, by searching the compressed image library with the FSRM; and lastly, by returning the worked out results. The experiment results illustrated the accuracy of the feedback method and showed it to be the best compared with FSRM algorithm and Bayesian algorithm.

**Keywords:** image retrieval; relevance feedback; Bayesian(method); Fuzzy semantic relevance matrix; normal distribution

## 0 引言

网络及多媒体技术的迅猛发展,进一步引发了超大图像信息库的产生,如何快速、准确地从海量图像信息当中找到所需要的信息,必将是图像检索系统所要解决的核心问题<sup>[1,2]</sup>。20世纪90年代,相关反馈技术(relevance feedback, RF)首先在文本检索领域被提出,后被应用于基于内容的图像检索(content-based image retrieval, CBIR)领域中,称为 RF-CBIR 系统。在 RF-CBIR 系统中,检索模式根据用户需求进行学习,

本文于 2017-09-29 收到,2017-11-06 收到修改稿。

\* 国家自然科学基金项目(61761042);陕西省高水平大学建设项目(2015SXTS02);延安大学自然科学基金项目(YDQ2016-25);陕西省大学生创新计划项目(1568)。

多次交互式进行检索,从而给出更好的检索结果<sup>[3]</sup>。近年来,国内外学者在相关反馈技术方面取得了一定的成效,Vasconcelos 和 Lippman[4]将图像先进行 DCT 变换,然后利用混合高斯模型来表示图像特征,采用贝叶斯推断进行图像局部特征相关反馈学习,此算法的优点是在对图像不进行分割的情况下支持区域查询。Wu 等人在考虑了全体样本(标记和未标记的样本)的分布特点之后,提出基于贝叶斯规则的相关反馈概率框架,这种方法解决了相关反馈中训练样本少的问题,并提高了检索性能<sup>[5]</sup>。郭士会提出基于模糊语义相关矩阵(fuzzy semantic relevance matrix, FSRM)的相关反馈算法。该算法通过调整模糊语义相关矩阵中的权值,捕捉用户的检索企图,并对 FSRM 中的数据进行学习,循序渐进地修正语义矩阵,使得检索结果更加满足高层语义特征,实现了低层和高层特征之间的过渡<sup>[6]</sup>。黄晓冬等将最大边际准则(maximum marginal criterion, MMC)引入到极端学习机中,通过分析极端学习机隐层空间的类内离散度和类间离散度得到包含判别信息的分类模型,并给出降维和不降维两种形式,以提高相关反馈图像检索系统的检索能力<sup>[7]</sup>。但在利用相关反馈技术进行图像检索的过程中,要真正满足用户需求,实现图像的底层特征和高层语义之间的过度,仍存在特征单一、反馈次数过多等问题。针对上述问题,本文提出了一种融合贝叶斯与模糊语义矩阵的相关反馈算法。首先利用贝叶斯分类器对数据库图像进行压缩分类,分为相关图像类和不相关图像类,然后利用模糊语义矩阵进行检索,通过不断更新贝叶斯分类器的参数与模糊语义矩阵的系数,从而使得检索更贴近于用户的需求,实验结果表明,该算法有限反馈次数条件下,能达到很好的检索效果,具有一定的鲁棒性。

## 1 多维正态分布条件下的贝叶斯分布

### 1.1 多维正态分布

高斯分布模型,由于与现实世界很多事件的极大相似性,成为通用的概率分布模型。在  $n$  维空间  $R^n$  中,假定向量  $x$  满足高斯分布,可用公式(1)来描述  $x$  的概率密度函数为

$$P(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\sum|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-u)^T \sum^{-1}(x-u)\right) \quad (1)$$

其中,  $x = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T$ ,  $u = (u_1, u_2, \dots, u_d)^T$  均为  $d$  维均值向量,  $T$  表示转置,  $\sum$  为  $d \times d$  维协方差矩阵,  $\sum^{-1}$  为  $\sum$  的逆矩阵,  $|\sum|$  为  $\sum$  的行列式<sup>[8]</sup>。

### 1.2 多维正态分布条件下的贝叶斯判别原理

多维正态分布条件下,贝叶斯分类器经过多次训练,将样本划分到后验概率大的一类中,由此可定义  $\omega_i$  类的判别函数为公式(2)。

$$g_i(x) = P(x/\omega_i), \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (2)$$

由于贝叶斯公式中,对所有的类而言,全概率都相同,因此,各类判别函数都可定义为式(3)。

$$g_i(x) = P(\omega_i/x)P(\omega_i), \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

在判别函数中,  $P(\omega_i)$  称为先验概率,是常量,且与特征向量无关,  $P(x/\omega_i)$  为类条件概率密度,假设  $P(x/\omega_i)$  满足  $d$  维正态分布,  $c$  为样本组数,公式(3)可进一步表示为公式(4)。

$$g_i(x) = \frac{P(\omega_i)}{(2\pi)^{d/2} |\sum_i|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-u_i)^T \sum_i^{-1}(x-u_i)\right) \quad (4)$$

公式(4)中含指数,增加了计算复杂度,两边取对数,并去除与类无关的项,得到式(5)。

$$g_i(x) = \ln P(\omega_i) - \frac{1}{2}(x-u_i)^T \sum_i^{-1}(x-u_i) - \frac{1}{2} \ln |\sum_i| \quad (5)$$

式(5)即为最终的判别函数,通过比较两类判别函数的大小对数据进行分类。

## 2 基于模糊语义相关矩阵的反馈原理

模糊数学的概念是 Zadeh 在 1965 年研究不确定性问题时提出的。相对于确定性问题,模糊数学特征值

的范围从原来只有两种情况的集合 $\{0,1\}$ 扩充到无穷多值的区间 $[0,1]$ 当中。区间 $[0,1]$ 中数值的大小与相对某一概念的相关性密切相关,数值越大,符合程度就愈大;反之则愈小。对于两个有限域 $u = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 和 $v = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ,它们之间的关系可以用 $m$ 行 $n$ 列的模糊矩阵(Fuzzy)定义<sup>[6,9]</sup>:

设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ ,且 $a_{ij} \in [0,1]$ ( $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ ),则称 $A$ 为Fuzzy矩阵。

在图像领域当中,要搭建语义桥梁,采用模糊语义相关矩阵(FSRM)<sup>[6]</sup>,该矩阵满足式(6)。

$$R(i,j) \in [0,1], R(i,i) = 1, \text{且 } R(i,j) = R(j,i), (i,j = 0,1, \dots, N-1) \quad (6)$$

式(6)中, $N$ 代表图像库中图像的数目。 $R(i,j)$ 为 $i$ 图像和 $j$ 图像间的“直接相似度”。可见FRSM是Fuzzy的相似矩阵。

根据文献[10]中提到的基于FSRM的图像检索方法可知,图像库中图像数目的多少决定了FRSM的大小,因此,FSRM通常是一个非常大的矩阵,这也就使得运算量很大,运用到图像检索当中势必增加了检索时间。本文着眼于减小FSRM的大小,先将图像库中的图像进行分类,再在每一类图像中建立相应的FSRM。

### 3 结合贝叶斯与FSRM的反馈算法

#### 3.1 贝叶斯算法

在判别函数公式(5)中,类 $i$ 的判别函数中涉及到3个参数:均值 $u_i$ ,协方差矩阵 $\Sigma_i$ 及先验概率 $p(\omega_i)$ 。在利用贝叶斯算法进行图像检索的相关反馈过程中,用户需要根据自已的需求将图像标注为相关和不相关两类。每次反馈时,利用公式(7)分别更新两个类的贝叶斯分类器3个参数,从而不断提高两个类分类器的性能。

$$\begin{aligned} P_r &= \frac{N_r}{N_r + N_n}, & P_n &= \frac{N_n}{N_r + N_n} \\ u_r &= \text{mean}(I^+), & u_n &= \text{mean}(I^-) \\ \Sigma_r &= \text{cov}(I^+), & \Sigma_n &= \text{cov}(I^-) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $P$ 表示先验概率, $N$ 表示图像的个数, $u$ 表示均值, $\Sigma$ 表示协方差矩阵。下标 $r$ 表示相关图像类, $n$ 表示不相关图像类。 $I^+$ 代表相关图像特征, $I^-$ 代表不相关图像特征。由于在实际检索中,很难获得足够的反馈信息,一方面是由于用户在检索中不希望多次的交互过程,另一方面也是因为图像库中同类别的图像数目与图像特征维数具有不可比性,从而使得准确的协方差矩阵很难被估计,因此将其简化为一个对角阵 $\text{diag}\{\delta_k^2\}$ ,其中 $\delta_k(m) = \sum_k (m, m)$ 。

检索过程中利用公式(7)对参数进行更新,再对图像库分类判别。根据其 with 查询图像之间的相关性,将得到的图像标注为两类:相关图像类或不相关图像类。

根据贝叶斯分类器的更新方程,可以得到利用贝叶斯分类器进行检索的实验步骤:

- (1)根据用户的需要,选择前 $K$ 幅图像作为检索结果返回给用户。若用户对检索结果不满意,则对 $K$ 幅图像进行标注,作为当前相关的图像 $I_1^+$ ,其余为不相关的图像 $I_1^-$ ;
- (2)利用公式(7)更新两个类的贝叶斯分类器参数。并以此分别更新相关图像类 $I^+$ 和不相关图像类 $I^-$ 。更新过程按式(8)进行。

$$I^+ = (I^+ \cup I_1^+) - I_1^-, \quad I^- = (I^- \cup I_1^-) - I_1^- \quad (8)$$

- (3)经过更新参数后,就可以得到两个类判别函数: $g_x(x)$ 和 $g_n(x)$ ,如果 $g_x(x) > g_n(x)$ ,就把 $x$ 归属于相关图像库 $U^+$ ;

- (4)在相关图像库中,每一幅图像 $I_i$ 都有相应的分数,即其图像所对应的 $g_i(x)$ 的值,分数越大,说明与查询图像就越相似。根据分数从大到小对相关图像库中的图像进行排序,将前 $K$ 幅图像反馈给用户;

- (5)如果用户感到满意,则保存检索结果,终止检索。否则,用户标注图像,再次提交,转到步骤②进

行反馈检索,直到反馈结果满足用户需要。

### 3.2 FSRM 反馈算法

对于每一类的图像库,将图像  $i$  和  $j$  的相似度  $R(i,j)$  用 FSRM 中的元素表示,并将 FSRM 初始化为对称矩阵,即满足式(9)。

$$0 \leq R(i,j) \leq 1 (i,j = 1,2,\dots,N), R(i,i) = 1, R(i,j) = R(j,i) (i \neq j) \quad (9)$$

其中,  $N$  代表图像个数。在每一类图像库中,各图像之间或多或少都具有一定的相似性,因此,FSRM 中的初始值不能简单地设定为 0(毫不相关)或 1(完全相关),而是要设定为 0 到 1 之间最模糊的值,本文中选取 0.5 为最模糊的值,即  $R(i,j) = 0.5 (i \neq j \text{ 且 } i,j = 1,2,\dots,N)$ 。

利用 FSRM 进行反馈的过程中,对于相关图像类( $I^+$ )中的图像,根据式(9)调整其所在 FSRM 中对应的权值;对于不相关图像类( $I^-$ )中的图像,根据式(10)调整其所在 FSRM 中对应的权值。

$$R(i,j)_{new} = R(i,j)_{old} + \alpha(1 - R(i,j)_{old}) \quad (10)$$

$$R(i,j)_{new} = R(i,j)_{old} - \beta(1 - R(i,j)_{old}) \quad (11)$$

式(10)、式(11)中,  $\alpha$  表示权值增大的程度,  $\beta$  代表权值减少的程度,且  $\alpha + \beta = 1$ 。本文实验中选取  $\alpha = 0.35$ ,  $\beta = 0.65$ 。

根据 FSRM 的权重调整方程,可以得到利用 FSRM 进行检索的实验步骤:

(1)初始化 FSRM;

(2)根据图像的底层特征进行检索,每次查询结果返回前  $K (K < N)$  张最相似的图像组成当前相关图像库  $I_1^+$ , 其余则作为不相关图像库  $I_1^-$ ;

(3)考察  $I^+$  中的图像,相关图像依公式(10)调整 FSRM 中对应的权值;对于  $I^-$  中的图像,不相关图像则依据公式(11)调整 FSRM 中的相应权值。经过有限次训练之后,FSRM 中的权值就由初始设定的 0.5 变为更贴近现实语义的值,而这些数值在一定程度上反映了每个图像类中各个图像之间的相似关联度;

(4)根据用户的反馈,对相关图像对应的 FSRM 中的权值从大到小排序,且将最相似的图像反馈给用户,若用户满意,则保存检索结果,否则继续返回步骤(2)继续进行反馈。

### 3.3 贝叶斯与模糊语义矩阵相结合的反馈技术

本文提出将以上两种分类算法进行融合的相关反馈算法。首先,每次反馈标注的结果要跟前面几次反馈的标注结果进行合并,得到相关图像类和不相关图像类;其次,利用贝叶斯分类器对图像库中的图像进行压缩,建立相关图像类和不相关图像类;最后利用 FSRM 算法分别对两个类中的图像进行语义相关性匹配,将结果反馈给用户。若用户对查询结果满意,则将结果保存,终止查询,否则根据公式(7)、公式(10)、公式(11)不断更新贝叶斯分类器与 FSRM 参数进行反馈查询。其流程如图 1 所示,具体的算法如下:

(1)FSRM 初始化;

(2)选择前  $K$  幅图像作为检索结果返回给用户。若用户对检索结果不满意,则对  $K$  幅图像进行标注,作为当前相关的图像  $I_1^+$ , 其余为不相关的图像  $I_1^-$ ;

(3)利用公式(7)更新相关和不相关图像类的贝叶斯分类器参数,再利用公式(8)更新相关图像类和不相关图像类;

(4)考察  $I^+$  中的图像,相关图像依公式(10)调整所在 FSRM 中对应的权值;考察  $I^-$  中的图像,不相关图像依据公式(11)调整 FSRM 中对应的权值;

(5)通过步骤③ - 步骤④有限次训练之后,FSRM 中的权值就由 0.5 变为反映了每个图像类中各个图像

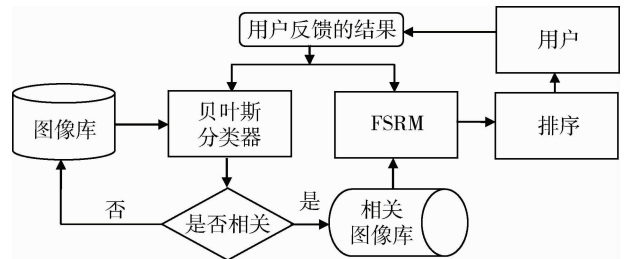


图 1 基于 FSRM 和贝叶斯两种反馈机制的图像检索系统的框架

之间的相似关联度的更贴近现实语义的值;

(6)根据FSRM中的权值的大小,对相关图像库中的图像按照相似度进行排序,且将最相似的图像反馈给用户,若用户满意,则输出检索结果,否则返回步骤②继续进行反馈训练。

#### 4 实验结果与分析

选取3种类型的语义类图像库,每类选取50幅图像,一共有150幅图像,包括人物、花朵、风景等。颜色特征选取HSV颜色直方图来提取每个区域的主色,即HSV均值,此特征是 $1 \times 3$ 维的。

在检索过程中,用户针对每一个语义类图像库进行查询,考虑到用户的耐心,将反馈次数定为3次,使用平均查准率来评价系统的性能。实验中对每一类图像库,分别统计每次反馈过程中前20幅和前25幅图像中相关图像的个数,同时计算出各类图像库检索时的前20幅和前25幅图像的反馈精度,最后求出平均反馈精度(3次反馈)。反馈精度定义为公式(12)。

$$P = a/b \quad (12)$$

其中 $a$ 代表前 $K$ 幅图像中相关图像个数, $b$ 代表前 $K$ 幅图像的个数。

图2和图3表明分别采用B(贝叶斯)、F(模糊予以相关矩阵)、及B+F(B与F相结合)三种方式进行检索,反馈次数与反馈精度的关系曲线。通过图中曲线看出:在没有引入反馈技术(反馈次数为0)的情况下,利用单一特征进行检索时,反馈精度很低(0.35左右),当将B和F进行融合,反馈精度会有所提高,但还不够理想;引入反馈机制之后,反馈精度会明显提高,特别在反馈次数为3的时候就能提高到0.8以上。通过上述分析可知,本文算法(B+F算法)能够在降低反馈次数的前提下,有效地提高反馈精度,也进一步证明了该算法的有效性。

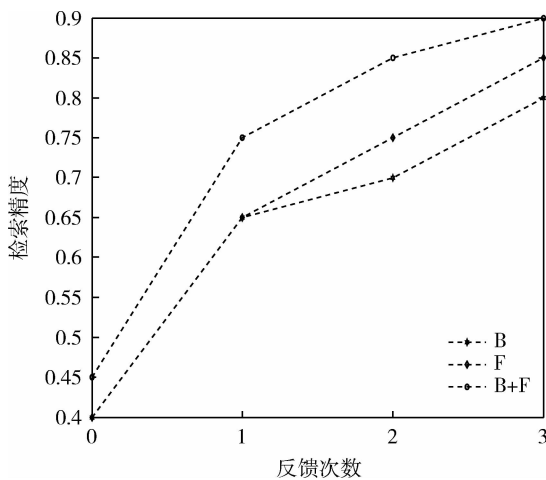


图2 Top20的检索精度

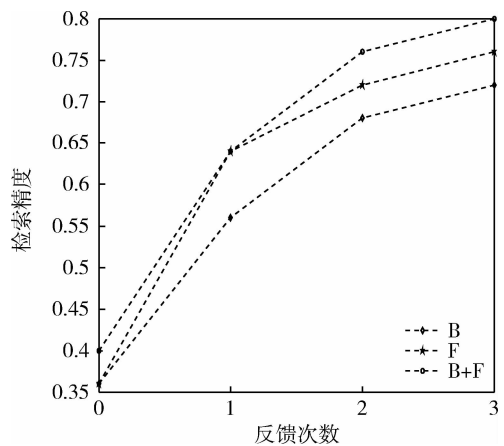


图3 Top25的检索精度

#### 5 结束语

相关反馈技术在图像检索当中发挥着重要的作用,本文提出一种融合贝叶斯和模糊语义矩阵的相关反馈算法,先通过贝叶斯分类对图像库进行压缩,再利用FSRM对压缩后的相关和不相关图像库进行检索,不仅减少了反馈次数,也提高了反馈精度。同时也可以将这种算法推广于人脸识别等模式识别领域,具有广阔的应用前景。

#### 参 考 文 献

- [1] 谭晓阳, 孙正兴, 张福炎. 交互式图像检索中的相关反馈技术研究进展[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2004, 40(5): 639-648.

# 非相干水声通信中的联合软判决译码算法\*

韦佳利 鄢社锋 徐立军 秦 晔 袁竹清

(中国科学院声学研究所 水下航行器信息技术重点实验室 北京 100190)

**摘要:**为实现水下平台间可靠通信,提出了一种基于 Hadamard 码和 Viterbi 算法的联合软判决译码算法,并应用于多频移键控(MFSK)非相干水声通信系统中。该算法根据 Hadamard 码和 Viterbi 译码器的结构特点,将 Hadamard 码译码得到的软判决值应用于 Viterbi 软判决译码器中,为译码器提供了更多的置信信息,可有效降低误比特率(BER)。在低信噪比和多径环境下,该算法的优势更为显著。仿真结果表明,联合软判决译码算法的误比特率明显低于传统算法,具有较强的抗多径和抗衰落的能力,在水下通信平台中具有一定的应用前景。

**关键词:**非相干水声通信, Hadamard 码, Viterbi 算法, 软判决, 联合译码, MFSK

## A Joint Soft – Decision Decoding Algorithm for Incoherent Underwater Acoustic Communication System

WEI Jiali, YAN Shefeng, XU lijun, QIN Ye, YUAN Zhuqing

(Key Laboratory of Information Technology for Autonomous Underwater Vehicles,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100190, China)

**Abstract:** In order to achieve reliable communication between underwater platforms, a joint soft – decision decoding algorithm based on Hadamard codes and Viterbi method is proposed in this paper, and it has been applied to an MFSK – based incoherent underwater acoustic communication system. According to the structural characteristics of Hadamard codes and Viterbi decoder, the algorithm applies the soft – decision value obtained from Hadamard codes decoding to the soft – decision Viterbi decoding. It could provide more confidence information for the decoder, which will effectively reduce the Bit Error Rate(BER). The performance of this algorithm is significantly improved, especially in the low SNR and multipath environment. Both of the simulation and experimental results show that the BER of our proposed algorithm is much lower than the traditional method. In addition, the algorithm is more robust for multipath and fading effects, so it is very useful to be applied to the underwater communication platform.

**Keywords:** incoherent underwater acoustic communication system, Hadamard codes, Viterbi algorithm, soft – decision, joint decoding, MFSK

## 0 引言

水声通信技术对海防和海洋资源开发起着非常重要的作用,是国内外十分关注的研究热点<sup>[1]</sup>。水声通信的难点主要源于复杂的水声信道。水声信道是一个时 – 空 – 频变信道,多径效应严重,易造成传输信号的衰落和畸变<sup>[2,3]</sup>。因此消除中近程信道衰落和多径效应对通信质量的影响,增大通信作用距离和降低误