

基于神经网络自学习的图像检索方法*

张磊, 林福宗, 张钹

(清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084);

(清华大学 智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084)

E-mail: zl@s1000e.cs.tsinghua.edu.cn

http://166.111.68.47

摘要: 相关反馈技术是近年来图像检索中较为活跃的研究方法之一. 提出了一种基于神经网络自学习的图像检索方法, 即在检索阶段利用人-机交互技术选出与检索图像相似的正例样本, 然后构造出前向神经网络, 进行自学习, 以逐步达到提高查询效果的目的. 神经网络的构造过程即是学习的过程, 而且可以不断地学习. 使用由 9 918 幅图像组成的图像库进行实验, 结果表明, 该方法有助于用户表达查询意图和语义概念, 可以通过交互式检索逐步求精地查找出更多、更准确的图像, 并且具有较强的鲁棒性, 可以结合各种特征表示和相似性匹配方法, 交互地提高检索性能.

关键词: 基于内容的图像检索; 前向神经网络; 覆盖学习; 交互式检索; 相关反馈

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A

基于内容的图像检索是近年来较为活跃的研究领域之一. 传统的基于特征抽取和相似性距离度量的方法, 由于计算机自动抽取的图像特征与人所理解的语义之间存在巨大的差距, 其检索结果难以令人满意. 多年来的研究使得人们认识到, 在图像检索过程中需要用户的参与和帮助, 这就是近年来出现的相关反馈(relevance feedback)图像检索方法^[1,2].

相关反馈方法的基本思路是, 在检索过程中允许用户对检索结果进行评价和标记, 指出结果中哪些是与查询图像相关的, 哪些是不相关的, 然后将用户标记的相关信息作为训练样本反馈给系统进行学习, 指导下一轮检索, 从而使得检索结果更符合用户的需要. 典型的相关反馈方法^[1,2], 一方面是采用修改查询向量的方法使其向相关图像的中心移动来改进查询结果. 另一方面, 利用反馈信息修改距离公式中各分量的权值, 突出查询向量中较为重要的分量. 这种方法的假设前提是相关图像在特征空间中符合单一正态分布, 然而由于特征与语义之间存在巨大差距, 对应关系也非常复杂, 在大多数情况下, 相关图像在特征空间中的分布更近似于混合正态分布, 因此这种相关反馈方法对检索结果的改进是有限的.

通过对图像检索中的这种交互式学习过程的研究, 本文提出了一种基于前向传播神经网络(简称 FP 神经网络)进行自学习的图像检索方法, 即在检索阶段利用人-机交互技术选出与检索图像相似的正例样本以及无关样本, 先构造出相应的前向神经网络, 然后根据神经网络的学习结果再次进行检索, 这样可以有效地改善检索结果. 神经网络的构造采用构造式学习算法^[3,4], 利用多个神经

* 收稿日期: 2000-06-26; 修改日期: 2001-05-25

基金项目: 国家重点基础研究发展规划 973 资助项目(G1998030509); 国家自然科学基金资助项目(69823001); 国家教育部博士学科点专项基金资助项目(98000335)

作者简介: 张磊(1971-), 男, 河南许昌人, 博士生, 主要研究领域为图像检索, 人工智能; 林福宗(1945-), 男, 福建武平人, 副教授, 主要研究领域为多媒体; 张钹(1935-), 男, 福建福清人, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为人工智能, 神经网络, 遗传算法理论.

元所覆盖的几何区域的组合对样本数据进行描述,以有效地表示相关图像在特征空间中的分布情况.在操作上类似于相关反馈,但用户仅需标记相关图像,无须标记不相关图像,而且可以不断地标记.对于神经网络来说,这是一个挑选正例样本进行示教学习的过程,通过学习建模,表达的是一种概念,实际上就是从语义上逐渐表达出用户的查询意图,因此,查询结果更加贴近用户的需要.

本文第1节描述FP前向神经网络的构造算法和基本思想.第2节介绍图像检索中采用FP算法构造神经网络进行学习的算法.第3节介绍实验的环境、结果以及分析.第4节给出总结.

1 FP算法和图像检索

神经网络从20世纪四五十年代发展至今,由于其并行和容错等特点,在很多方面,尤其是在模式识别领域已经表现出一定的优势和潜力.然而,目前神经网络尚不能有效地解决大数据量或大规模的模式识别问题.1998年,张铃等人提出了M-P神经元的另一种几何解释^[3],在此基础上,又提出了前向神经网络的构造式学习算法(以下简称FP算法)^[4].该算法将神经网络的训练转化为寻找覆盖的构造性问题,在类似于双螺旋线识别的典型测试问题中取得了较好的结果^[4].吴鸣锐^[5]将FP算法用于大数据量多模式的汉字手写识别问题中,也取得了很好的结果.FP算法采用构造的方法设计前向神经网络,学习速度快,对于训练样本具有100%的正确识别率.这些特点使得FP算法成为解决大数据量问题的一个有效且具有良好前景的方法.

关于FP算法的详细讨论可参见文献[4],这里仅对其几何意义加以讨论.

在使用前馈网络求解模式识别问题时,其中心思想是建立样本和其类别的映射,然而传统的BP算法是基于预先给定的评价函数的极小化,其本质也是用形式和数目预先确定的多个函数(即隐层单元的输出函数)的组合去逼近这一映射.与BP算法不同,FP算法试图直接从样本数据本身来逼近它在空间的分布状况,并以此为依据构造神经网络.它用多个M-P神经元对应的多个“球面邻域”^[3]去覆盖各类的所有训练样本,由于神经元的有关参数和个数都是直接由训练样本在特征空间的分布直接决定的,所以FP算法的出发点不是要得到样本分布的解析表达式,而是用这些神经元的覆盖区域的组合近似“勾勒”出各类样本分布的几何区域.而当判断一个新的样本应该属于哪一类时,只需分别计算该样本对各几何区域的隶属度,隶属度最大的区域所对应的类别就是答案.因此,FP方法属于“几何”方法.

张铃等人提出了“交叉覆盖”算法^[4]以构造多层前向神经网络.该算法有以下几个特点:

- (1) 将输入向量增加一维投影到球面空间上,这样,M-P神经元模型就变成了用平面 $w^T x - \varphi = 0$ 来分隔球面后的“球面邻域”,有了直观的几何意义;
- (2) 神经网络的最优设计问题,转化成了求最优覆盖的问题;
- (3) 交叉覆盖设计算法是一种两类分类算法,很容易将其推广到多类的分类算法.

该算法的主要思路是:先求一个领域 C^1 ,它只覆盖 K^1 中的点,而不覆盖 K^2 中的点,然后将 C^1 覆盖的点删去,对余下的点求另一领域 C^2 ,它只覆盖 K^2 的点,而不覆盖 K^1 的点,然后将 C^2 覆盖的点删去,...,如此交叉进行覆盖,直到 K^1 (或 K^2)的点全部被删除为止.

文献[4]详细给出了一种较优的覆盖算法.

FP算法应用于图像检索中,与上述算法有所不同.仅用点积方式无法较好地表达图像特征空间中相似性匹配的距离度量,往往需要用一次距离、二次欧式距离,甚至更为复杂的距离公式.因此,单个神经元的结构就不是M-P形式的 $w^T x - \varphi = 0$,而是以特征空间中某个特征向量为圆心,以某个常数为半径的“超球领域”的形式.神经网络是由多个结构相同的这种“超球领域”神经元构成

的.除此之外,本文提及的算法与FP算法中的交叉覆盖思路是一致的.

2 图像检索中的神经网络学习算法设计

在大多数的图像检索系统中,都是由用户指定一个查询图像 I_q (用户可以作些修改),然后求图像库中每一幅图像 I_m ($m=1, \dots, M$, M 为图像库中图像的总数)与 I_q 之间的距离 $D(I_q, I_m)$,然后按距离值从小到大的次序将图像排序返回给用户.这种方法有较大的局限性:(1) 很难用一个查询图像 I_q 表达出用户真正的查询意图;(2) 很难用一种或多种特征表示出图像的语义信息;(3) 相似性距离 $D(I_q, I_m)$ 表示的是图像特征空间中的距离,而不是真正的图像语义之间的相似距离;(4) 人的查询目的具有很大的主观性,很难用这种客观的 $D(I_q, I_m)$ 来适应这种主观性.

相关反馈技术在一定程度上弥补了上述缺陷.它允许用户对检索结果进行评价,标记相关信息,反馈给系统,从而改善检索结果的准确性.通过对前向神经网络的FP学习算法进行分析和研究发现,其构造式的神经网络设计和学习方法更适合于这种“反馈”过程.在用户标记相关图像时,就等于告诉了系统,这些正是他所感兴趣的样本图像.以这些样本图像作为正例,正好可以通过神经网络来进一步学习训练,以改善检索的结果.

因为FP算法的实质是用一系列“超球领域”来逼近训练样本在特征空间的分布,通过调整“超球领域”的位置和大小,可以达到不同的目的和效果.如果想得到查全率较高的查询结果,可以采用较大的“超球领域”,如果想得到查准率较高的结果,则可以采用较小的“超球领域”.这样就可以根据训练出的网络来发现特征空间中更多的相似图像.由于在实际应用中,相关图像的分布更为普遍地符合混合正态分布,因此采用多个“超球领域”,可以更好地描述样本的分布.

下面我们来描述具体的算法,分成两个过程:学习过程和检索过程.

2.1 学习过程(神经网络的构造过程)

学习过程是将用户提供的标记作为正例样本构造前向神经网络.

设图像库为 $D = \{I_m | m=1, \dots, M\}$, 用户只考虑检索结果的前 N_{RT} 幅图像,并假设用户标记的样本集合为 $I^+ = \{I_1^+, I_2^+, \dots, I_{N_{Pos}}^+\}$, N_{Pos} = 标记的样本数,在前 N_{RT} 个图像中用户未标记的图像集合为 $I^0 = \{I_1^0, I_2^0, \dots, I_{N_{Mid}}^0\}$, N_{Mid} = 未作标记的图像数,则 $N_{Mid} + N_{Pos} = N_{RT}$. 对神经网络的学习过程即是采用FP算法对 I^+ 和 I^0 进行两类覆盖的过程,求出一组覆盖集 $C^+ = \{(C_i^+, R_i^+)\}$, $i = 1, \dots, N_{PosCover}$, $C^0 = \{(C_i^0, R_i^0)\}$, $i = 1, \dots, N_{MidCover}$, 将 I^+ 和 I^0 分为两类.

考虑到检索时只对 I^- 集合感兴趣,为了使算法简单,我们只求出覆盖 I^+ 集合的覆盖集 C^+ , C^+ 仅覆盖 I^+ 而不覆盖 I^0 . 算法如下:对 I^+ 中每幅图像 I_i^+ , 置一标志 f_i^+ , f_i^+ 为 True 表示 I_i^+ 已被覆盖, f_i^+ 为 False 表示 I_i^+ 未被覆盖.

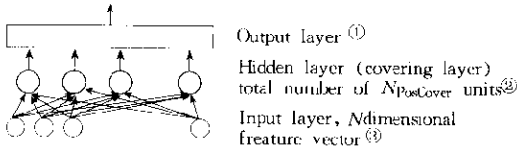
S1: 初始化,置所有的 f_i^+ 为 False, 令 $k=0$, k 表示覆盖数目;

S2: 从 I^+ 中取出一个 f_i^+ 为 False 的 I_i^+ , 若没有,则算法结束,转 S8. 若有,则按以下步骤对 I_i^+ 求覆盖超球;

S3: 计算 $d_{min} = \text{Min}_i \{D(I_i^+, I_i^0) | 1 \leq i \leq N_{Mid}\}$, 表示 I_i^+ 到 I^0 的最近距离, $d_{max} = \text{Max}_i \{D(I_i^+, I_i^-) | 1 \leq i \leq N_{Pos}, f_i^- = \text{False}\}$, 表示 I^- 中样本 I_i^- 到同类中其他未被覆盖的样本的最大距离;

S4: 如果 $d_{min} \geq d_{max}$, 则取 $r = (d_{min} + d_{max})/2$, 否则取 $r = \alpha \cdot d_{min}$, α 取小于 1 的常数,如 0.95;

S5: 以 I_i^+ 为球心, r 为半径,增加一个覆盖 ($C_k = I_i^+, R_k = r$);



①输出层,②隐层(覆盖层),共 $N_{PosCover}$ 个单元,③输入层, N 维特征向量。
Fig.1 Structure of the forward neural network
图1 前向神经网络结构

S6:检查被 (C_k, R_k) 覆盖住的 I' 中的样本,将其标为 Truec;
S7: $k=k+1$,转 S2;
S8:结束并输出覆盖集合 $C^+ = \{(C_i^+, R_i^+)\}$.
这样即建立起 $\{(C_i^+, R_i^+)\}$ 表示的神经网络,表示 I^+ 所代表的语义,其结构如图1所示。

该网络输出层可以根据隐层中单元的激活情况来给出输出^[3]. 其输出结果表示输入 I_i 是否属于该网络代表的类别. 在检索时我们将输出层稍加变化,使其成为输入向量至隐层中各球心的最小距离。

2.2 检索过程

检索过程是以图像库中每一图像的特征 I_i 为输入向量求神经网络的输出的过程,也即求图像库中每一图像到这组“超球领域”的最近距离的过程. 由于在学习过程中建立的神经网络实质上是用一组“超球领域”去逼近正例样本在特征空间中的几何分布,表达了“用户需求”的语义信息,所以从某种程度上说,神经网络的输出也是图像到“用户需求”的最近距离,因此这样更能反映用户的查询意图. 具体算法如下(神经网络的输出层用逻辑方法代替):

- S1:判断是否存在 (C_k, R_k) ,使 $D(I_i, C_k) \leq R_k$,即 I_i 被超球领域 (C_k, R_k) 覆盖,若是,则直接输出 $D(I_i, C_k)$,否则,转 S2;
- S2:求 I_i 至各超球领域 (C_j, R_j) 的最小距离,即 $d = \text{Min}_j \{D(I_i, C_j) \mid 1 \leq j \leq N_{PosCover}\}$,输出 $(d + \beta)$, β 为一常数, $\beta > \text{Max}D(I_i, I_j)$,其作用是使未被覆盖的图像排在被“超球领域”覆盖的图像的后面。

然后根据神经网络对各个图像 I_i 的输出值自小到大排序,返回检索结果. 由于FP神经网络对训练样本有100%的正确识别率,所以用户标记过的图像总能排在检索结果的前面,当作进一步检索时,这些标记信息可以保留,用户只需标记新检索出的图像即可. 相比之下,相关反馈技术常常要求用户每次重新标记所有的相关信息。

上述算法具有很强的适应能力,因为它不依赖于具体的特征抽取方法和相似性距离公式,因此,任何特征+距离公式的检索方法都可以利用上述算法改进检索的性能。

3 实验结果及分析

3.1 实验结果的评价方法

对于检索性能的评价,本文采用了基于排序值的Rank方法^[6]. 假设 Q_1, \dots, Q_q 为检索图像,对第 i 个检索 $Q_i, I_1^{(i)}, \dots, I_{a_i}^{(i)}$ 为正确的检索结果,设 $\text{rank}(I_j^{(i)})$ 为 $I_j^{(i)}$ 在检索结果的排序值,则可以用下列指标评价检索算法的性能:

- (1) Avg-r = $\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \frac{1}{a_i} \sum_{j=1}^{a_i} \text{rank}(I_j^{(i)})$,该指标越小越好;
- (2) Avg-p = $\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \frac{1}{a_i} \sum_{j=1}^{a_i} \frac{j}{\text{rank}(I_j^{(i)})}$,该指标定义了所有相关图像在结果中排在靠前位置的紧密程度,如果全部排在最前面,则该指标为1.0;
- (3) Recall vs. Scope:对于查询 Q_i 和前 $S(S > 0)$ 个查询结果,有 $\text{recall } r = |\{I_j^{(i)} \mid \text{rank}(I_j^{(i)}) \leq S\}|$

$S\}/a_i$,该指标相当于前 S 个结果的查全率,越大越好。

3.2 实验环境

为了测试 FP 算法的检索性能,我们在一个范围较广的自然图像库上进行了实验。图像库由 9 918 幅图像组成,这些图像来自 Corel Photo CD 以及因特网上的多个网站,内容涵盖人物、自然风景、动物、植物、建筑、室内装饰、体育比赛等。图像特征采用自相关直方图(auto-correlogram)^[6],将 RGB 量化为 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 色,分别求 $D = \{1, 3, 5, 7\}$ 时的色彩相关值,特征总维数为 256 维。相似性距离则采用欧氏距离公式进行度量。实验中共选出 6 个测试集,见表 1。

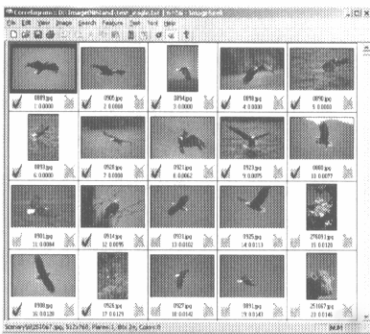
Table 1 Test sets

表 1 测试集

	1	2	3	4	5	6
Test set ^①	Eagle ^②	Sunset ^③	Rose ^④	Tiger ^⑤	House racing ^⑥	Motor racing ^⑦
Number ^⑧ (a_i)	56	75	14	23	26	62

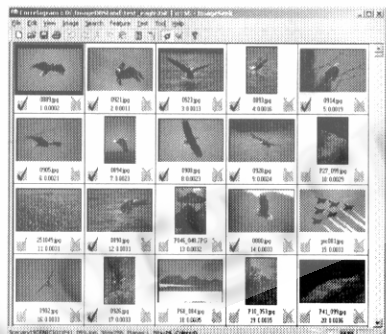
①测试集,②鹰,③日落,④玫瑰,⑤老虎,⑥赛马,⑦摩托车赛,⑧数量。

整个实验在我们开发的 ImageSeek 系统上进行,检索示例如图 2 所示(图中左上角为查询图像,打√的“鹰”表示用户标记的正例图像,未打√的“鹰”表示新检索到的相关图像)。系统允许用户对返回的前 NRT 个图像进行标记,然后将标记信息反馈给系统再次进行检索,并以 Scope 为范围计算 Recall vs. Scope, Avg-r, Avg-p 等评价指标。检索时对每个测试图像进行正例标记,学习 5 次,以测试每次检索性能的提高。



(a) Retrieval result after one iteration with FP forward neural network learning (NRT=200)

(a) 利用 FP-前向神经网络学习一次后的检索结果(NRT=200)



(b) Retrieval result after one iteration with MARS relevance feedback method (NRT=200)

(b) 利用 MARS 相关反馈方法反馈一次后的检索结果(NRT=200)

Fig. 2 Retrieval demos (take eagle as query image)

图 2 检索示例(以鹰为检索图像)

3.3 测试结果

我们使用完全相同的环境与 MARS^[1]中的相关反馈方法进行了比较。由于仅采用一种特征,因此,只对特征向量内部各分量的权值进行反馈修改。测试结果见表 2。

从表 2 可以看出,采用 FP 神经网络学习 5 次后,前 200 个检索图像中的 Recall 值从学习前的 0.492 提高到 0.806,与 MARS 反馈方法(提高到 0.649)相比有较大的提高,说明有更多“正确”的图像排到了前 200 个位置内。

Avg-r 指标反映的是对所有“正确”的图像在检索结果中的排序平均值,FP 算法学习 5 次后由原来的 1 056.2 下降到 666.1, MARS 反馈方法 5 次后下降到 1 066.4,说明 FP 算法学习后,所有

的“正确”图像在检索结果中排的位置较为靠前,有利于用户浏览结果.

Table 2 Experimental result

表 2 测试结果

	Before learning ^①	5 iterations with FP neural network learning ^②					5 iterations with MARS relevance feedback ^③				
Learning iteration ^④	0	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Recall*	0.492	0.664	0.739	0.783	0.792	0.806	0.663	0.638	0.652	0.647	0.649
Avg-r	1 056.2	738.8	743.1	757.0	691.9	666.1	1 054.8	1 082.3	1 022.7	1 084.4	1 066.4
Avg-p	0.234	0.592	0.707	0.733	0.754	0.771	0.443	0.369	0.423	0.389	0.405

*: Recall is calculated with NRT=200, i.e. Scope=200^⑤

①学习前,②FP神经网络学习5次,③MARS反馈学习5次,④学习次数,

⑤Recall是在NRT=200时,即Scope=200时的Recall值.

Avg-p 指标反映的是对所有“正确”的图像,在检索结果中排在靠前位置的紧密程度,如果全部排在最前面,则该指标为 1.0. FP 算法学习 5 次后由原来的 0.234 提高到 0.771, MARS 反馈方法 5 次后提高到 0.405,说明 FP 算法学习后,“正确”图像比较集中地排在较为靠前的位置,这样的检索结果更方便用户查看.

我们在图 2 中给出了以鹰为检索图像进行一次学习的检索实例.在表 2 的实验结果中,FP 算法和 MARS 反馈方法具有接近的 Recall 值,但 FP 算法的 Avg-p 值较高,这点从实例中也可以看出,在检索结果的第 1 页(前 20 个图像)中,图 2(a)较图 2(b)有更多的“鹰”的图像排到了前面.

我们又将其中的 Recall 和 Avg-p 在各次学习中的值绘成学习曲线,如图 3 所示.从曲线中我们可以明显地看出,FP 算法比 MARS 的反馈方法学习能力要好.在文献[1]中提到,反馈方法进行一次后即趋于饱和,这样,用户只需反馈一次即可.然而用户并没有得到最好的结果,采用 FP 算法,学习一次后的结果和 MARS 反馈方法相差不大,但 FP 算法具有更大的潜力,如果用户继续进行学习,仍可以获得更好的结果,Recall 从学习一次后的 0.664 提高到学习 5 次后的 0.806,有 19.4% 的提高.这是因为 FP 算法构造的神经网络,在特征空间中用几何方法较好地勾画出了查询图像的语义信息,在每次的学习过程中,这些信息是逐渐完善和增强的,因此查询结果也会越来越好.

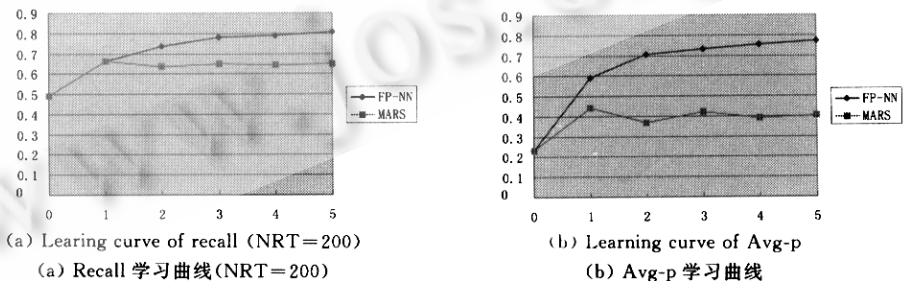


Fig. 3 Learning curves

图 3 学习曲线

4 总 结

图像检索是一个有着广阔应用前景又极富挑战性的研究课题.本文将 FP 前向神经网络运用到检索过程中,将相关信息的标记和反馈转化为神经网络的样本选取和学习过程,并且给出了学习算法和检索算法.采用类似的思路,还可以采用其他的神经网络进行训练和学习,但采用 FP 算法

设计前向神经网络具有学习速度快、训练样本具有 100% 的正确率等优点,其几何意义非常有利于表达用户的查询意图,可以通过交互式操作逐步求精地查找出更多、更准确的图像.该方法具有较强的鲁棒性和推广能力,可以使用各种特征表示和相似性匹配方法,交互地提高检索性能.通过对 9 918 幅图像的图像库的实验表明,经过几次正例样本的学习后,检索结果无论从查全率还是查准率来看都有较大的提高.

References:

- [1] Rui, Y., Huang, T. S., Ortega, M., *et al.* Relevance feedback: a power tool in interactive content-based image retrieval. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1998, 8(5): 644~655.
- [2] Rui, Y., Huang, T. S. A novel relevance feedback technique in image retrieval. In: Roger, P., ed. *Proceedings of the 7th ACM International Conference on Multimedia*. Orlando, Florida, 1999. 67~70. <http://www.kom.etechnik.tu-darmstadt.de/acmmm99/e9/rui/rui.ps>.
- [3] Zhang, Ling, Zhang, Bo. A geometrical representation of M - P neural model and its applications. *Journal of Software*, 1998, 9(5): 334~338 (in Chinese).
- [4] Zhang, Ling, Zhang, Bo, Yin, Hai-feng. An alternative covering design algorithm of multi-layer neural networks. *Journal of Software*, 1999, 10(7): 737~742 (in Chinese).
- [5] Wu, M. R., Zhang, B., Zhang, L. A neural network based classifier for handwritten Chinese character recognition. In: *Proceedings of the 2000 International Conference on Pattern Recognition*. Barcelona, Spain, 2000. 561~564. <http://dlib.computer.org/conferen/icpr/0750/pdf/07502561.pdf>.
- [6] Huang, J., Kumar, S. R., Mitra, M., *et al.* Image indexing using color correlograms. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1997. 762~768.

附中文参考文献:

- [3] 张铃,张钺. M-P 神经元模型的几何意义及其应用. *软件学报*, 1998, 9(5): 334~338.
- [4] 张铃,张钺,殷海风. 多层前向网络的交叉覆盖设计算法. *软件学报*, 1999, 10(7): 737~742.

A Neural Network Based Self-Learning Algorithm of Image Retrieval*

ZHANG Lei, LIN Fu-zong, ZHANG Bo

(*Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China*);

(*State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China*)

E-mail: zl@s1000e.cs.tsinghua.edu.cn

<http://166.111.68.47>

Abstract: In recent years, relevance feedback technique has become an active research method in image retrieval. A self-learning algorithm of image retrieval using forward propagation neural network is proposed in this paper. During the interactive retrieval process, users can mark positive images similar to the query image. Then the algorithm constructs a forward neural network and retrieves again based on the learned neural network. The experimental result over 9 918 images shows that the proposed approach greatly reduces the user's effort of composing a query and representing a semantic concept. During the interactive learning and retrieval process, more and more correct images can be found in the anterior result. This approach is robust to various kinds of feature representation and similarity distance formulas.

Key words: content-based image retrieval; forward neural network; cover learning; interactive retrieval; relevance feedback

* Received June 26, 2000; accepted May 25, 2001

Supported by the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No. G1998030509; the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 69823001; the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China under Grant No. 98000335