

基于统计语言模型的信息检索^{*})

李晓光 王大玲 于 戈

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)

摘 要 本文对基于统计语言模型的信息检索进行了综述,介绍了目前基于统计语言模型信息检索中比较有代表性的模型,给出了语言模型估计中常用的几种平滑技术,将语言模型同目前流行信息检索模型进行了比较,在此基础上,指出了基于统计语言模型信息检索的研究方向。

关键词 统计语言模型,信息检索,平滑技术,布尔模型,概率模型,向量空间模型

Information Retrieval Based on Statistical Language Model

LI Xiao-Guang WANG Da-Ling YU Ge

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)

Abstract Information retrieval (IR) based on statistical language model (SLM) and the smoothing technology related to SLM are generally introduced in this paper. By comparing with popular retrieval models of IR in the past years, the advantage of information retrieval based SLM is discussed in detail. At last, some research directions of information retrieval based on SLM are presented.

Keywords Statistical language model, Information retrieval, Smoothing, Boolean model, Probabilistic model, Vector space model

1 引言

在过去的四十年里,信息检索(IR)领域出现了许多检索模型,如布尔模型(Boolean Model)、概率模型(Probabilistic Model)和向量空间模型(Vector Space Model)。近年来,该领域又提出了基于统计语言模型(Statistical Language Model)的信息检索,并很快得到了广泛的关注,成为信息检索领域近期研究的热点^[1~13]。

统计语言模型,简称语言模型,来自于基于统计方法的自然语言处理系统的研究中,如语音识别系统、字符识别系统和机器翻译等。语言模型就是表示语言的基本单位(词、词组或句子等)的分布函数,它描述了该语言的基于统计的生成规则,常用的语言模型有 n-grams 模型、决策树语言模型(Decision Tree Model)^[14]和最大熵模型(Maximum Entropy Model)^[15]。

本文将对基于统计语言模型的信息检索进行综述,介绍目前基于统计语言模型信息检索中比较有代表性的模型,给出语言模型估计中常用的几种平滑技术,并将语言模型同目前流行的信息检索模型进行比较,在此基础上,指出基于统计语言模型信息检索的研究方向。

2 基于统计语言模型的信息检索

信息检索一般可以看成由三个基本问题构成:用户需求表达,文档内容表达,用户需求和文档匹配方式。不同的模型对这三个问题有着不同的解决办法和侧重点,如布尔模型侧重于结构化查询,向量空间模型侧重于权重计算,概率模型侧重于利用相关性文档估计权重。而基于语言模型的信息检索

系统则在解决上述三个问题的同时,也将如结构化查询、语义查询扩展、相关性反馈等与信息检索相关的技术统一在一个理论框架下,这是其它检索模型无法比拟的。下面介绍几种有代表性的模型。

2.1 文档语言模型

1998年,Ponte和Croft^[1]首先将语言模型应用到文档检索中,认为文档的相关性可以通过文档“产生”查询的可能性来衡量,图1描述了Ponte和Croft提出的统计语言模型。

不同的语言模型在表达用户需求和文档内容上是基本相同的,即通过语言的基本单位的概率分布来表达。这种表达方式较其他模型的表达方式更为灵活,可以表达复杂的内容,并有统计概率理论基础作为依据。Ponte和Croft提出的语言模型实际上是文档语言模型。该模型认为,当用户描述需求时,总是根据相关的文档,并从中抽取相关的查询词^[1]。

根据信息论,文档 d 通过有噪声信道后,被解释成查询 Q 。信息检索系统可被看作“解码器” $f: t_1, \dots, t_n \rightarrow d$,当用户向系统提出请求后,系统应返回同用户请求最相关的文档,即 $f(s_1, \dots, s_n) = \arg \max_d P(D=d|Q) \propto \arg \max_d P(Q|D=d)P(D=d) \propto \arg \max_d P(Q|D=d)$

其中 $P(Q|D=d)$ 是文档语言模型,它定义了文档和用户需求的匹配方式,也就是文档产生查询的可能性,并以此评价文档的相关性。Ponte和Croft在估计语言模型时,采用风险函数来解决小样本概率估计问题。假设词 t 在文档 d 中出现的风险 $R_{t,d}$ 符合几何分布 $R_{t,d} = \left(\frac{1,0}{1,0 + \bar{f}_t}\right) \times \left(\frac{\bar{f}_t}{1,0 + \bar{f}_t}\right)^{f_{t,d}}$ 其中:

$\bar{f}_t = \frac{(\sum_{d' \in \mathcal{D}} p_{m(t|d')}) d_{t,d}}{d_{f_t}}$, d_{f_t} 为包含 t 的文档数,则文档

^{*})国家自然科学基金(No. 60173051)资助项目;教育部高等学校优秀青年教师教学和科研奖励基金。李晓光 博士研究生,主要研究领域为基于内容的Web挖掘,文本挖掘,信息检索;于戈 博士,博士生导师,主要研究领域为数据库理论与技术;王大玲 博士,教授,主要研究领域为数据挖掘与Web挖掘。

d 产生词 t 的概率为 $p(t|d) =$

$$\begin{cases} p_{ml}(t|d)^{(1.0-R_{t,d})} & \text{如果 } tf_t > 0 \\ \sum_k tf(t_i, k) / \sum_k tf(t, k) & \text{否则} \end{cases}$$

假设文档为 unigram 模型, 则由式(1)可得:

$$\operatorname{argmax}_d P(Q|D=d) \propto \operatorname{argmax}_d \prod_{n \in Q} P(t_n|d) \prod_{n \in Q} (1.0 - P(t_n|d)) \quad (2)$$

式(2)就是 Ponte 和 Croft 评价文档和查询的相关性公式, 并在 TREC 数据集上同传统的向量空间模型比较中显示出其优势。

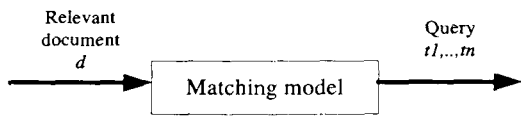


图1 Ponte 和 Croft 的检索模型

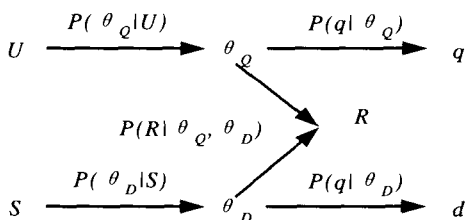


图2 Zhai 和 Lafferty 的检索模型

2.2 查询语言模型

同 Ponte 和 Croft 提出的检索模型不同, Zhai 和 Lafferty^[8,16] 提出的检索模型不仅仅定义了文档语言模型, 而且定义了查询语言模型, 并根据 Bayes 决策理论中风险最小化来评价文档的相关性, 见图 2。该模型通过定义查询语言模型, 使其可以捕捉用户偏好、查询的上下文环境和进行语义查询扩展(如同义词扩展、相关词扩展等)。

假设文档集合 $C = \{d_1, \dots, d_k\}$, 该模型认为每个文档 d_i 有着不同的文档语言模型 θ_i , 则产生文档 d 的概率为 $P(d|\theta_d)$ 。用户 U 在描述需求时, 先以概率 $P(\theta_Q|U)$ 选取查询模型 θ_Q , 然后根据 θ_Q 以 $P(q|\theta_Q)$ 的概率来产生查询 q , 用 $P(R|\theta_Q, \theta_d)$ 来表示查询模型和文档模型的相关性, R 为隐藏变量。假设损失函数 $L(a, \theta)$, 则定义期望风险函数 $R(a|U, q, S, C) = \int_{\theta} L(a, \theta) p(\theta|U, q, S, C) d\theta$ 其中 $\theta \equiv \{\theta_Q, \{\theta_i\}_{i=1}^k, \{R_i\}_{i=1}^k\}$, 对查询 q , 文档 d 的相关性可用下式来表达:

$$R(d_i, q) = R(a = d_i | U, q, S, C) = \sum_{R \in \{0, 1\}^k} \int L(\theta_Q, \theta_d, R) p(\theta_Q | q, U) p(\theta_d | d, S) p(R | \theta_Q, \theta_d) d\theta_Q d\theta_d$$

由于分别定义了文档语言模型和查询语言模型, 使得该模型具备涵盖信息检索相关技术的能力。如查询语言模型 $p(\theta_Q | q, U)$, Zhai 和 Lafferty 利用了相关性反馈和马尔可夫模型来重新估计用户的偏好分布, 从而准确捕捉用户需求。

3 模型估计

根据上面的介绍可知, 在语言模型中最为重要的就是如何估计概率分布。假设文档为 unigram 模型, 则 $P(Q|D=d) = \prod_{n \in Q} P(t_n|d)$ 。估计 $P(t_i|d)$ 的最简单的方法就是最大似然估计, 即 $P_{ML}(t_i|d) = tf(t_i) / \sum_t tf(t)$ 。然而由于数据稀疏问题, 即查询词可能不包含在文档中时, 最大似然估计方法就无

法处理。传统的解决办法是采用平滑技术, 如 Good-Turing, additive-smoothing, Katz-smoothing 等等。信息检索经常采用的方法有 Jelinek-Mercer smoothing, Dirichlet smoothing 和 Absolute discount smoothing^[18-20]。这些方法的基本思想都是利用文档集合估计的概率, 来平滑最大似然估计, 即:

$$P(t_i|d) = \begin{cases} P_{ML}(t_i|d) & \text{如果 } t_i \in d \\ \alpha P(t_i|C) & \text{如果 } t_i \notin d \end{cases}$$

其中: $P(t_i|C) = \frac{\sum_k tf(t_i, k)}{\sum_k tf(t, k)}$ 或 $\frac{df(t_i)}{\sum_k df(t)}$, α 为系数。

3.1 Jelinek-Mercer 方法

Jelinek-Mercer 方法是一种线性插值方法, 由于该方法直观、简单, 而得到广泛应用。假设在一个文档集合 D 中, 传统的二元语言模型中, 如果 $tf(\text{burnish}, \text{the}) = 0, tf(\text{burnish}, \text{thou}) = 0$, 根据最大似然估计, $P(\text{the}|\text{burnish}) = P(\text{thou}|\text{burnish}) = 0$ 。然而 $P(\text{the}|\text{burnish})$ 应该大于 $P(\text{thou}|\text{burnish})$, 这是因为“the”较“thou”更为常用, 为了表达这种情况, 可以将原来的二元模型同一元模型的线性组合作为二元模型的估计, 即:

$$P_{w \text{ interpolate}}(w_i | w_{i-1}) = \lambda P_{ML}(w_i | w_{i-1}) + (1-\lambda) P_{ML}(w_i)$$

同理, 在信息检索中, 一个查询词 w 在文档 d 中的概率分布可通过下式来估计:

$$P_{w \text{ interpolate}}(w|d) = \lambda P_{ML}(w|d) + (1-\lambda) P(w|C)$$

其中: λ 为系数。当 $\lambda = 0$ 时, 词的概率实际上等于向量空间模型中 IDF 权重, 当 $\lambda = 1$ 时, 等于词的最大似然估计。 λ 一般根据实验来确定或者通过 EM 算法来估计。

3.2 Dirichlet 方法

Dirichlet 方法利用 Dirichlet 共扼分布作为语言模型的先验分布, 根据 Bayes 规则推导出后验分布。该方法假设文档符合多项分布, 其 Dirichlet 先验分布的参数为:

$$\vec{\mu} = \{\mu P(w_1|C), \dots, \mu P(w_n|C)\},$$

则

$$P(\theta|d, \vec{\mu}) = \frac{P(d|\theta)P(\theta|\vec{\mu})}{P(d|\vec{\mu})} = \frac{\prod_i \theta_i^{d_i} \prod_i \theta_i^{\mu_i} \delta^{(\sum_i \theta_i - 1)} \delta^{(\sum_i \mu_i - 1)} / Z(\vec{\mu})}{P(d|\vec{\mu})} = \text{Dirichlet}(\theta|d + \vec{\mu})$$

其中: $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$, θ_i 为 w_i 的概率分布, 则:

$$P(w_i | d, \vec{\mu}) = \int \text{Dirichlet}(\theta | d + \vec{\mu}) \theta d\theta = \frac{tf_i + \mu P(w_i | C)}{dl + \mu} \quad (3)$$

式(3)为 Dirichlet 平滑公式。经过实验表明^[6], 该方法较其他平滑方法效果更好一些。

3.3 Absolute discount 方法

Absolute discount 方法式(4)同 Jelinek-Mercer 方法相似, 也是一种线性插值平滑方法, 与 Jelinek-Mercer 方法不同的是在计算最大似然时, 减去了一个常量 δ 并使概率归一化。

$$P(w|d) = \frac{\max(tf(w) - \delta, 0)}{\sum_w tf(w')} + \frac{\delta |d_u|}{|d|} P(w|C) \quad (4)$$

其中: $|d_u|$ 为文档 d 包含不同词的个数。

4 统计语言模型同其他检索模型比较

目前, 常用的检索模型有布尔模型、向量空间模型和概率模型。它们分别侧重于结构化查询、权重计算和利用相关性文档估计权重。

4.1 布尔模型

布尔模型是信息检索中第一个被提出的模型,它主要侧重于结构化查询表达式,即通过 AND、OR 和 NOT 构造查询表达式,反映用户的需求,并通过精确匹配来返回文档。该模型并没有定义相关性评价,是二元相关性模型。而统计语言模型在概率上定义了 AND 和 OR 操作,见式(5)^[21~23],式中乘积和求和分别对应了 AND 和 OR 操作。

$$P(D, S_1, \dots, S_n) = P(D) \prod_{i=1}^n \sum_{l_i=1}^m P(S_i | T_i = t^{(i)}) \sum_{k=0}^1 P(I_i = k) P(T_i = t^{(i)} | I_i = k, D) \quad (5)$$

其中, $P(I_i = k)$ 为文档中第 i 个词是否重要的概率, $k \in \{0, 1\}$; $P(T_i = t^{(i)} | I_i = k, D)$ 为在文档 D 中第 i 个词的重要性为 k 时,产生查询词 $t^{(i)}$ 的概率; $P(S_i | T_i = t^{(i)})$ 为给定查询词 $t^{(i)}$,产生相关查询词 S_i 的概率。可见,该模型除了隐含定义了结构化查询,而且定义了同义词和相关词扩展框架 $P(S_i | T_i = t^{(i)})$ 。

可以说,统计语言模型隐含了布尔模型,但比布尔模型更为灵活,并且语言模型的匹配方式为模糊匹配而非精确匹配,这更符合实际。

4.2 传统概率模型

传统的概率模型^[24]基于这样一个前提:词在同查询相关文档集和不相关文档集中的分布是不同的。然而该模型在应用中遇到非常难以解决的问题,就是概率估计问题。传统的概率模型在估计概率时需要有关文档相关性的先验知识,而这往往很难得到,解决的方法是往往是人为地设定一个经验值作为初值,然后利用用户的相关性反馈来重新估计概率。

传统的概率模型和统计语言模型可以统一在同一个概率模型之下。假设随机变量 D 和 Q , 分别表示文档和用户查询,随机变量 R 表示文档和查询之间的相关性,该变量有两个取值 r 和 r' , 分别代表相关和不相关,则概率 $p = (R=r|D, Q)$ 代表了文档 D 与查询 Q 的相关的可能性。相应地我们可以用几率来评价文档与查询的相关性:

$$\log \frac{p(r|D, Q)}{p(r'|D, Q)} \quad (6)$$

利用贝叶斯规则,由式(6)可得:

$$\begin{aligned} \log \frac{p(r|D, Q)}{p(r'|D, Q)} &= \log \frac{p(Q|D, r)p(r|D)}{p(Q|D, r')p(r'|D)} \\ &= \log \frac{p(Q|D, r)}{p(Q|D, r')} + \log \frac{p(r|D)}{p(r'|D)} \end{aligned} \quad (7)$$

我们做以下两个假设:

(1)在不相关的条件下,文档 D 独立于查询 Q , 即 $p(D, Q|r') = p(D|r')p(Q|r')$ 。

(2)相关性先验判断不依赖于某个文档, 即 $p(D, R) = p(D)p(R)$ 。

在以上两个假设的基础上,由式(7)可得:

$$\log \frac{p(r|D, Q)}{p(r'|D, Q)} = \log p(Q|D, r) + \log \frac{p(r|D)}{p(r'|D)} = \log p(Q|D, r) \quad (8)$$

另外,利用贝叶斯规则,由式(6)可得:

$$\log \frac{p(r|D, Q)}{p(r'|D, Q)} = \log \frac{p(D|Q, r)p(r|Q)}{p(D|Q, r')p(r'|Q)} = \log \frac{p(D|Q, r)}{p(D|Q, r')} \quad (9)$$

式(9)是由 Robertson Sparck 提出的传统的概率模型。式(8)是 Berger&Lafferty^[8,16] 和 Ponte&Croft^[1] 提出的语言模型公式的基础。可见传统的概率模型和统计语言模型可以看作在同一个概率框架下不同的推导结果。然而统计语言模型却克服了传统概率模型在概率估计上的不足。这也是 Ponte 和 Croft 提出语言模型的目的之一。

4.3 向量空间模型

向量空间模型是目前最为流行的信息检索模型之一。该模型主要描述了如何定义特征词的权重和匹配方式。在这里通过比较特征词权重表达,来比较两种模型的不同。统计语言模型中的词的概率分布,可以看作词的权重,通过转换可表达成同向量空间模型相似的表达形式,见表 1。

可以看出,两种模型都利用了 $tf(t_i)$ 和 $df(t_i)$, 不同的是向量空间模型在推导权重公式时多是根据实验得来的,而语言模型则是通过概率统计公式推导出来的,有其坚实的理论基础。语言模型隐含了标准化这个概念,而向量空间模型往往是对权重进行显式标准化,来消除文档长度对结果的影响。实验表明^[3,8],语言模型在 TREC 实验集合上的测试结果都优于向量空间模型。

综上所述,基于语言模型的信息检索不仅针对 IR 中传统的三个问题,而且也涵盖 IR 中重要的相关技术,如结构化查询、查询扩展、相关性反馈等等(表 2),并以概率统计理论为基础,这是其他模型所不具有的。

表 1 不同检索模型权重形式比较

Model		Weight
VSM	Pivoted normalization	$(1 + \log(1 + \log(tf(t_i)))) * \log(\frac{N+1}{df(t_i)}) / ((1-s) + s * dl/avdl)$
SLM	Jelinek-Mercer	$\log(1 + ((1-\lambda)tf(t_i) + \lambda \sum_t df(t)) / (dl * df(t_i)))$
	Dirichlet	$\log(1 + (tf(t_i) + \sum_t df(t)) / (\mu * df(t_i)))$
	Absolute discount	$\log(1 + ((tf(t_i) - \delta) + \sum_t df(t)) / (\delta * dl * df(t_i)))$

注: $p_{nd}(t_i) = tf(t_i)/dl$; $p(t_i|C) = df(t_i)/\sum_t df(t)$ 。

5 未来研究工作

2002 年在麻省大学召开的智能信息检索会议上,多位 IR 专家提出了未来基于语言模型信息检索的研究方向^[25],在这里本文在结合目前我们从事的工作的基础上,对未来基于统计语言模型信息检索的工作做简要介绍。

• 目前平滑语言模型都是基于文档集合,然而文档集合往往有着不同的主题,在不同的主题下文档的语言模型不同,相关实验表明,通过相关性反馈文档集合估计的语言模型的效果要大大好于基于文档集合的语言模型。如何将文档集合划分成不同的主题,并以此来估计语言模型是未来的一个研究方向。

• 利用统计语言模型,将语言知识、用户背景和查询上下文融入到信息检索中,建立更为复杂的短期和长期用户模型,以使得检索结果最大限度地符合用户实际信息需求。

• 将语言模型应用到不同的信息检索领域,如信息过滤(Information filtering)、多语言检索(Cross-language informa-

tion retrieval)、Web 信息检索等等。

目前,我们正进行的研究工作有:基于语言模型的文档相似性研究;基于语言模型的用户模型的研究;将语言模型应用到个性化推荐中。

表 2 不同信息检索模型的比较

	特征项权重	结构化查询	语义扩展	匹配方法	相关性反馈	其他
布尔模型	-0 或 1	-显式 -AND,OR,NOT...	-	-精确匹配 -BIR	-	结构化查询
向量空间模型	-实验获得 -标准化	-隐含 -AND	-字典 -聚集分析	-模糊匹配 -基于距离	-权重更新 -Rocchio 方法	特征项权重
传统概率模型	-相关性文档估计 -获得困难	-隐含 -AND	-	-模糊匹配 -基于概率	-重新估计权重	相关性反馈
语言模型	-直接估计 -容易获得 -不需要标准化 -体现语言特点	-隐含 -AND,OR,NOT	-查询语言模型	-模糊匹配 -基于概率分布或 Bayes 决策	-查询语言模型	综合框架

参 考 文 献

- 1 Ponte J M,Croft W B. A Language Modeling Approach to Information Retrieval. In:Proc. of the 21st Intl. Conf. on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR98)
- 2 Berger A,Lafferty J. Information Retrieval as Statistical Translation. In:Proc. of the 22st Intl. Conf. on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR99)
- 3 Lafferty L, Zha C. Probabilistic Relevance Models Based on Document and Query Generation. Language Modeling for Information Retrieval. Kluwer Academic Publishers
- 6 Leek M D,Schwartz R. A Hidden Markov Model Information Retrieval System. In:Proc. of the 22st Intl. Conf. on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR99)
- 7 Zhai C,Lafferty J. Model-Based Feedback in The Language Modeling Approach to Information Retrieval. www. google. com
- 8 Lafferty J,Zhai C. Document Language Models, Query Models, and Risk Minimization for Information Retrieval. In:Proc. of SIGIR'2001
- 9 Zaragoza H, Hiemstra D, Tipping M. Bayesian Extension to The Language Model for Ad Hoc Information Retrieval. In:Proc. of the 26st Intl. Conf. on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR03)
- 10 Jin R, Hauptmann A G, Zhai C. Title language model for information retrieval. SIGIR,2002. 42~48
- 11 Song F, Croft W. A general language model for information retrieval. In: Proc. of Eighth Intl. Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM99)
- 12 Lavrenko V, Croft W. Relevance-Based Language Models: Estimation and Analysis. In: Proc. the ARDA Workshop on Language Modeling and Information Retrieval, Pittsburgh, PA, May 31-June 1, 2001
- 13 Jin R, Si L, Hauptmann G, Callan P. Language model for IR using collection information. SIGIR,2002. 419~420
- 14 Bahl L R, Brown P F. A Tree-Based Statistical Language Model

- for Natural Language Speech Recognition. IEEE Transactions on Acoustics, and Signal Processing, 1989
- 15 Rosenfeld R. Adaptive Statistical Language Modeling; A Maximum Entropy Approach; [CMU Technical Report CMU-CS-94-138].
- 16 Zhai C,Lafferty J. A Risk Minimization Framework for Information Retrieval. citeseer. nj. nec. com
- 17 David J C. A Hierarchical Dirichlet Language Model. Natural Language Engineering, 1995,1(3):1~19
- 18 Chen S F,Goodman J. An Empirical Study of Smoothing Techniques for Language Modeling; [Technical Report Tr-10-98]. Harvard University
- 19 Zhai C,Lafferty J. A Study of Smoothing Methods for Language Models Applied to Ad Hoc Information Retrieval. In:Proc. of SIGIR'2001
- 20 Zhai C,Lafferty J. Two-Stage Language Models for Information Retrieval. In: Proc. of the 25th Intl. Conf. on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR02)
- 21 Hiemstra D,de Jong F M G. Disambiguation Strategies for Cross-Language Information Retrieval. In:Proc. of the third European Conf. on Research and Advanced Technology for Digital Library (ECDL), 274~293
- 22 Hiemstra D. Term-Specific Smoothing for the Language Modeling Approach to Information Retrieval. The Importance of a Query Term. In:25th Annual Intl. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval, Tampere, Finland, Aug. 2002
- 23 Hiemstra D. Using Language Models for Information Retrieval;[PH. D thesis]. University of Twente, 2001
- 24 Fuhr N. Probabilistic Models in Information Retrieval. The Computer Journal,1992,35(3):243~255
- 25 Allan J, Croft B, et al. Challenges in Information Retrieval and Language Modeling. Report of a Workshop held at the Center for Intelligent Information Retrieval, University of Massachusetts Amherst, Sep. 2002

(上接第 120 页)

序列的最大计算复杂度降低约为 19%,但是其 PSNR 损失竟达到了 0.34dB。

结论 文中提出了一种用于 H. 264 标准中的宏块编码模式的时空相关性预测算法,该算法的有效性取决于满足时空相关性条件的宏块数和判断阈值。对于变化平缓或有较多静止背景区域的视频流,模式选择的计算复杂度大大降低,并且随着 QP 的增加,计算复杂度的降低也相应增加。试验结果表明:宏块编码模式的时空相关性预测算法,既能降低编码的计算复杂度,又能保持相近的率失真性能。

参 考 文 献

- 1 ISO/IEC 14496-10;2003. Coding of audiovisual objects-part 10: advanced video coding,2003
- 2 Ostermann J, Bormans J, List P, et al. Video coding with H. 264/AVC; tools, performance and complexity. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2004, 4(1): 7~28
- 3 Wiegand T, Schwarz H, Joch A, et al. Rate-constrained coder control and comparison of video coding standards. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 688 ~703