

一种基于 LexRank 算法的改进的自动文摘系统

纪文倩 李舟军 巢文涵 陈小明

(北京航空航天大学计算机学院 北京 100191)

摘要 自动文摘是计算语言学领域的一个研究重点,其研究和应用受到了计算机科学、语言学、情报信息学等相关学科的广泛关注。首先介绍了基于 LexRank 算法的自动文摘方法。针对该方法的不足,从句子相似度计算方法、句子权重计算方法以及冗余处理等方面对它进行了改进,从而可以根据输入文本内容动态地调整相关影响因子。实现的文摘系统,可以对中文和英文的单文本或多文本进行自动文摘。在哈工大和 DUC 的测评语料上进行了实验,结果表明该系统在一定程度上改进了文摘的质量,在多文本文摘中的抗噪声方面也有一定的优越性。最后讨论了自动摘要研究存在的问题,并指出了自动文摘的研究趋势。

关键词 自动文摘, LexRank, 句子相似度, 动态调整, 冗余处理

中图分类号 TP393 文献标识码 A

Automatic Abstracting System Based on Improved LexRank Algorithm

JI Wen-qian LI Zhou-jun CHAO Wen-han CHEN Xiao-ming

(Department of Computer Science and Technology, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract Automatic abstracting has been a priority research point in computational linguistics field, and the study and application of automatic summarization have widely attracted the attention of interrelated academic subjects such as computer science, linguistics, informatics. This article firstly brought out how LexRank algorithm works in automatic summarization, then improved the method in three aspects including sentence similarity computing, sentence weight computing and redundancy resolution. And the factors of influence could be dynamically adjusted according to the documents content. The system described in this article could deal with single or multi-document summarization both in English and Chinese. With evaluations on two corpuses, our methods could produce better summaries than the original LexRank algorithm to a certain degree. We also show that our system is quite insensitive to the noise in the data that may result from an imperfect topical clustering of documents. And in the end, existing problem and the developing trend of automatic summarization technology were discussed.

Keywords Automatic abstracting, LexRank, Sentence similarity, Dynamic adjustment, Redundancy resolution

1 引言

自动文摘是随着互联网上的信息急剧膨胀而发展起来的文本信息处理技术,它利用计算机自动地从文本或文本集合中提炼出能准确、全面地反映文本主要内容的精简、连贯的短文^[3],以满足用户快速获取知识的要求。从摘要与原文的关系来看,可以分为抽取式文摘(Extractive Summarization)和生成式文摘(Abstractive Summarization)。前者完全通过抽取原文中的句子构成文摘;后者需要对句子进行裁剪,利用文本技术重新组合,生成文摘,需要用到自然语言理解和文本生成等技术,实现起来非常困难。从原文本的数量来看,自动文摘又可以分为单文本文摘(Single-document summary)和多文本文摘(Multi-document summary)。

自动文摘始于 1958 年,由美国 IBM 公司的 Luhn 开创了

自动摘要研究的先河^[1]。接着马里兰州立大学的 Edmundson^[2,3]、美国俄亥俄州立大学的 Rush^[4]、英国兰开斯特大学的 Paice 等^[5]选取字词的不同特征作为提取摘要的关键。随后,有的学者开始引入文档的结构特征和语义特征。美国耶鲁大学的 Schank^[6]以及 GE 开发中心的 Rau 等^[7]通过分析和推理得到文档的摘要。Sasha Blair-Goldensohn 等提出了 SC 算法^[8],其核心思想是包含越多句子的类代表句子就越重要。因此,首先将句子聚类,根据每个类中的句子数目决定类的重要度,抽取重要的类的代表句子作为文摘。

我国对自动文摘的研究起步较晚,中文文摘系统的研究在 20 世纪 90 年代才发展起来。上海交通大学 1997 年研制了 OA 中文文献自动摘要系统^[18],该系统集成了位置法、指示短语法、关键词法和标题法等多种方法;复旦大学提出了一种基于统计的文本自动综述方法,该方法利用文档内和文档

到稿日期:2009-06-08 返修日期:2009-08-14 本文受国家自然科学基金项目(60573057,60473057,90604007)资助。

纪文倩(1984—),女,硕士生,主要研究方向为文本挖掘, E-mail: jiwencian19840616@126.com;李舟军(1963—),男,教授,CCF 会员,主要研究方向为高可信软件技术、网络与信息安全技术、智能信息处理技术;巢文涵(1979—),男,博士,主要研究方向为智能信息处理、机器翻译等;陈小明(1980—),男,博士,主要研究方向为智能信息处理。

之间段落的语义相关性来实现多文档的自动综述^[16]；哈尔滨工业大学从研究各级文本单元的话语关系入手，研究跨文本单元的相似关系识别、文本时间信息抽取、事件的时序关系识别、文本内部修辞结构识别以及文本集合的层次主题的识别等，并提出了基于修辞结构理论的多文档文摘方法^[17,19]。此外，很多大学和研究机构都取得了许多重要的理论成果，实现了一批应用系统。

2 LexRank 算法

抽取式自动文摘是通过选取原始文本中一组最重要的句子实现的。这里如何定量地评定句子的重要度(本文中称为权重)成为文摘选取的关键。密西根大学的 Gunes Erkan 和 Dragomir R Radev 提出的 LexRank 算法^[9]是一种在句子的图形表示下计算句子权重的方法，他们认为如果一个句子与很多其他句子相似，那么这个句子就是比较重要的。

首先把给定的文档分句，并计算句子之间的相似度。如果两个句子之间的相似度大于给定的阈值，就认为这两个句子语义相关并将它们连接起来。按照这种方法，可以得到一个无向图 $G=(S, E)$ ，图中的每个节点 $s \in S$ 对应一个句子，而边 $(s_i, s_j) \in E$ 表示句子 s_i 与 s_j 是相关的。节点 s 的度 d 是与 s 相连的边的数目，反映了其所对应句子所包含信息的重要程度； d 越大，则对应句子所关联的句子数目就越多，那么这个句子所包含的信息就越重要；反之亦然。另一方面，如果一个节点的度比较大，那么与之相关联的句子也相应地比较重要。这样，通过计算句子间的相似度构建图 G ，然后根据句子间的连接迭代计算句子所包含的信息量，再从中选取包含信息量最多的一组句子作为文摘。

我们发现在这个过程中，句子相似度计算的好坏对最后结果有较大的影响。原有算法是根据表示句子向量之间的距离来计算相似度的。我们提出了一种改进的句子相似度度量方法，加入了语义和句子长度的信息，同时在计算句子权重时不仅考虑了句子通过 LexRank 得到的结果，而且加入了句子位置、指示性短语、句子长度等多个特征，并根据给定文本中句子相似度的均值动态调整特征的影响因子，对于多文本文摘冗余的问题也做了相关的改进工作。

3 改进的自动文摘系统

本节介绍我们的自动文摘系统，其中将对句子相似度计算、句子权重计算方法以及去冗余处理模块进行详细指述。系统是在向量空间模型(Vector Space Model, VSM)上实现的，其基本流程如图 1 所示。包含以下 6 个步骤。

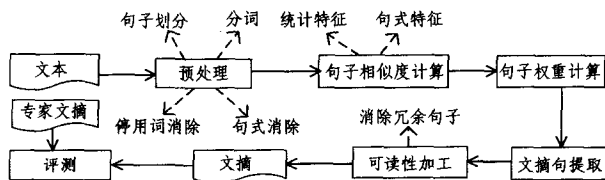


图 1 文摘的自动抽取流程图

1) 预处理: 将输入的文本或文本集的内容切分成句子并标号, 对不可能成为文摘句的疑问句、反问句等进行句子过滤, 分词、去除停用词;

2) 计算句子的相似度;

• 152 •

- 3) 计算句子的权重, 其中将结合 LexRank 及其它特征;
- 4) 根据句子的权重抽取句子, 并去除冗余;
- 5) 转到 4), 直到抽取的句子数目满足条件;
- 6) 结合专家文摘对文摘结果进行评测。

3.1 句子相似度的计算

句子之间相似度的计算通常采用基于向量空间模型的方法。文本中每个句子表示成一个 n 维向量 $V=(d_1, d_2, \dots, d_n)$, d_i 是对应单词的 $tf * idf$ 值; 句子之间的相似度就等于对应向量的 Cosine 值。这种方法只是单独地考虑了句子的物理特征, 没有考虑句式特征、句子长度以及语义特征。

我们对其进行了改进, 引入句式特征、句长特征和语义的影响。

首先扩展向量空间到 $N+1$ 维。第 $N+1$ 维为 0 或 1, 表示句子的句式特征: 当该句为肯定句时为 1, 否定句时为 0。

其次, 通过词与词之间的语义相似度, 计算句子间的语义相似度。设两个句子 A 和 B , 设 A 包含关键词为 x_1, x_2, \dots, x_m , 句子 B 包含的词为 y_1, y_2, \dots, y_n 。词 $x_i (1 \leq i \leq m)$ 和 $y_j (1 \leq j \leq n)$ 之间的相似度用 $s(x_i, y_j)$ 来表示, 这样得到一个语义相似度矩阵:

$$X = \begin{bmatrix} s(x_1, y_1), s(x_1, y_2), \dots, s(x_1, y_n) \\ s(x_2, y_1), s(x_2, y_2), \dots, s(x_2, y_n) \\ \dots \\ s(x_m, y_1), s(x_m, y_2), \dots, s(x_m, y_n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

假设词语 x_1, x_2, \dots, x_m 的权重用 W_1, W_2, \dots, W_m 表示, y_1, y_2, \dots, y_n 用 V_1, V_2, \dots, V_n 表示, 则可得到句子 A 和 B 之间的语义相似度:

$$SemSim(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^m W_i * a_i + \sum_{i=1}^n V_i * b_i}{\sum_{i=1}^m W_i + \sum_{i=1}^n V_i} \quad (2)$$

式中, $a_i = \max(s(x_i, y_1), s(x_i, y_2), \dots, s(x_i, y_n))$, $b_i = \max(s(y_j, x_1), s(y_j, x_2), \dots, s(y_j, x_m))$ 。在这里单词的权重 W_i 表示对应词语的 $tf * idf$ 值。由于我们的系统在实现时把每句话都作为一篇文档, 因此即使是单文本的情况下, idf 值也是有意义的。

再次, 我们考虑句子的长度相似性。通过式(3)计算得到:

$$LengthSim(A, B) = 1 - \left| \frac{Length(A) - Length(B)}{Length(A) + Length(B)} \right| \quad (3)$$

因此, 最后的句子相似度量为

$$Sim(A, B) = (a_{N+1} \otimes b_{N+1}) * (\alpha * SemSim(A, B) + \beta * LenSim(A, B)) \quad (4)$$

式中, a_{N+1} 和 b_{N+1} 表示句子 A 和 B 的句式特征, 当 a_{N+1} 和 b_{N+1} 不同时 $(a_{N+1} \otimes b_{N+1})$, 结果为 0; 当二者相同时, 则等于 1。

这样在句子相似度的计算中, 不仅考虑了词语出现的频率、句子长度等物理特征, 还考虑了词语之间的语义关系。因此, 计算得到的相似度更具合理性。

3.2 句子权重的计算

得到句子的相似度矩阵之后, 通过 LexRank 算法可以计算得到句子的权重, 记作 LexRankScore。但是, 这样得到的权重没有涉及到句子位置、指示性短语等相关信息。权重计算过程如图 2 所示。

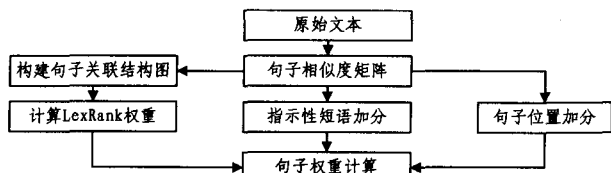


图2 句子权重计算图

句子位置对文摘结果有一定的影响。据统计,每段首句所包含的信息量较大。用 $PositionScore$ 表示句子位置的加分:

$$PositionScore = \begin{cases} \alpha * average, & \text{当句子为首句} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $average$ 为句子相似度矩阵去除对角线元素后非零元素的均值。如果句子 i 不是首句, $PositionScore$ 等于 0。

文章中常常有一些特殊的指示性短语(例如 in this paper ..., the purpose of the article 等), 它们对文章主题具有明显的提示作用, 可以利用它们来获取文章的主题信息。使用 $InforScore$ 表示指示性短语所在的句子的加分, 计算公式如下:

$$InforScore = \begin{cases} \beta * average, & \text{该句包含指示性短语} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

如果句子 i 中不包含指示性短语, 其对应的 $InforScore$ 等于 0。综上计算得到 3 个结果之后, 使用式(7)计算句子的权重 q_i :

$$q_i = LexRankScore + PositionScore + InforScore \quad (7)$$

此外, 如果给定内容的句子之间的相似度都比较大, 那么 $LexRankScore$ 值也会比较大, 这时需要把 $PositionScore$ 和 $InforScore$ 也相应提高, 否则首句加分和指示性短语的影响就削弱了。在式(5)、式(6)中可以看到, 通过引入 $average$, 根据输入文本的不同得到的 $average$ 也不同, 这样就实现了位置加分和包含指示性短语句子加分的动态调整。

3.3 冗余处理

在自动文摘过程中, 如果被抽取的句子意思相同, 则会影响最后的水摘所包含的信息量, 这就是我们所说的冗余问题。在多文本文摘中, 冗余的消除是影响文摘结果的一个重要方面。消除冗余的步骤如下:

1) 根据句子权重计算结果, 对句子的重要度由高到低排序, 得到候选的句子列表 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, 文摘集合 A 为空;

2) 权重最大的 s_i 作为文摘输出, $A = \{s_i\}$, $S = S - \{s_i\}$;

3) 依次选举 S 中的 $s_i (i \geq 2)$, 如果 s_i 与 A 中所有句子的相似度小于等于设定的阈值 $threshold$, $A = A + s_i$; 否则丢弃 s_i ;

4) 循环步骤 3, 直到抽取的句子数到达一定长度。

在这个模块中句子相似度的阈值 $threshold$ 也不是采用固定的数值, 而是根据给定文本内容的相似度动态调整:

$$threshold = \gamma * average \quad (8)$$

式中, $average$ 为句子相似度矩阵去除对角线元素后非零元素的均值。如果给定内容的句子之间的相似度都比较大, 则阈值也相应地大一些。

3.4 数据处理

面对 Internet 上巨大的信息量, 搜索引擎的实现帮助人们快速找到相关文献, 自动文摘系统就可以作为其后续处理的模块, 帮助人们快速地从众多文献中获取需要的信息。大

量文本的情况下, 数据的保存和处理成为一个问题。在向量空间模型中, 采用稀疏矩阵保存数据, 运行时并不把所有数据都导入内存。因此, 在占用内存很少的情况下也可以处理大规模的文本数据。

4 实验

系统可以处理中文(英文)的单文本(多文本)文摘。由于测评语料的限制, 实验分为两个部分: 第一部分是中文单本文摘, 包括语料库的建设和结果测评; 第二部分实验是借助于 2004 年 DUC 英文多文本文摘的测评语料进行的。测评采用的是 2004 年 DUC 采用的 ROUGE 方法。

4.1 ROUGE 方法

ROUGE 是由 Lin Chin-Yew 等人提出的自动文摘评价方法^[10], 它是通过计算机产生的文摘和专家文摘间重叠的单词数目来评价文摘质量的。DUC2004 采用了 3 种 ROUGE 评价方法, 分别是 ROUGE-N, ROUGE-L, ROUGE-W^[11]。ROUGE-N 计算的是机器摘要与一组人工摘要中 n -gram 的 Recall 值, 它的计算公式如下:

$$ROUGE-N = \frac{\sum_{s \subset (modelSummaries) \text{ gram}_n \subset s} \sum_{s \subset (modelSummaries) \text{ gram}_n \subset s} Count(Match(gram_n))}{\sum_{s \subset (modelSummaries) \text{ gram}_n \subset s} \sum_{s \subset (modelSummaries) \text{ gram}_n \subset s} Count(gram_n)} \quad (9)$$

式中, n 代表 n -gram 的长度, $Match(gram_n)$ 表示同时出现在系统文摘和专家文摘中的 n -gram 的数目。ROUGE-L 是根据最长公共子序列来计算机器文摘和人工文摘的相似程度, 而 ROUGE-W 是带权重的最长公共子序列。这两个评价方法的计算都比较复杂, 在此不赘述。

4.2 中文单文本文摘测评

我们使用的是哈尔滨工业大学的《哈工大信息检索研究室单文档自动文摘语料库》, 包含语料共计 211 篇, 分为不同体裁。其中各体裁文章数为: 奥运 57 篇; 记叙文 40 篇; 说明文 40 篇; 议论文 46 篇; 应用文 18 篇; 2003 年 863 评测语料 10 篇。并由 5 个人分别按照原文 10% 以及 20% 文摘句子。

依照 2004 年 DUC 的测评方法, 将这 5 个人人工标注的 10% 句子和 20% 句子分词后分别作为 10% 专家文摘和 20% 专家文摘。将系统生成的文摘与专家文摘用 ROUGE-N 方法加以测评, 这里的 n -gram 是以中文分词后的单个词语为单位。表 1 给出了系统的实验结果。

表 1 中文单文本文摘测评结果

压缩率 测试语料	10%压缩率		20%压缩率	
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-1	ROUGE-2
所有 211 篇	0.3404	0.2057	0.4668	0.2835
03 年 863 评测语料	0.4384	0.2603	0.5376	0.3319
奥运	0.3570	0.2343	0.4421	0.3002
记叙文	0.4185	0.2983	0.5231	0.3210
议论文	0.2813	0.1385	0.3517	0.2235
应用文	0.2877	0.1615	0.3592	0.2844

从数据上面可以看到, 对 2003 年 863 评测语料、记叙文的文摘结果最好, 说明我们的系统比较适用于新闻类、记叙文的自动摘要。

图 3 给出了原来 LexRank 方法得到的文摘的测评结果与改进后的系统得到的文摘的测评结果的比较, 测试语料是语料库中所有 211 篇文章。

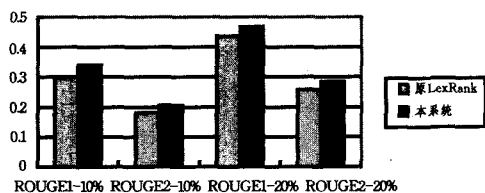


图3 原 LexRank 方法和改进后系统的比较

可以看到,改进后的系统得到的文摘质量有了一定的提高。压缩率为 10% 时,ROUGE-1 从 0.2989 提高到 0.3404,ROUGE-2 从 0.181 提高到 0.2057,分别提高了 13.9% 和 13.6%;压缩率为 20% 时,ROUGE-1 从 0.4355 提高到 0.4668,ROUGE-2 从 0.2643 提高到 0.2835,分别提高了 7.2% 和 7.3%。

4.3 英文多文本文摘测评

我们采用的是 DUC 2004 年的多文本测评语料。DUC 提供了 50 个 TDT 英文文本集,每个文本集包含 10 篇同一话题的文章。要求每个文本集自动生成不超过 665 字节的文章。并提供了专家文摘,采用 ROUGE 方法对文摘进行评价。表 2 给出了原 LexRank 方法与改进后的方法的对比结果。

表 2 英文多文本语料测评结果比较

方法	ROUGE-1	ROUGE-2
原 LexRank 方法	0.3424	0.0761
系统方法	0.3711	0.0925

同样可以看到,改进后系统文摘测评结果 ROUGE-1 提高了 8.4%,ROUGE-2 提高了 21.6%,文摘质量有了一定的提高。

4.4 噪声数据

当处理多文本文摘时,LexRank 把所有文本看作一个整体,句子重要性的判断是根据所有文章内容,而不是局部某一篇文章。所以 LexRank 方法对噪声数据不敏感。的系统由于结合了 LexRank 算法,在多文本文摘的抗噪声方面有着一定的优越性。

为了观察结果,对 DUC2004 年的多文本测评语料库进行了修改,在每个文本集的 10 篇文章中我们删除 1 篇文章,再加入 1 篇与该主题不相关的文章。实验结果如表 3 所列。结果表明,在噪声为 1/10=10% 的情况下,文摘质量没有明显下降。

表 3 加入噪声数据后文摘的测评结果

语料库有 无噪声	ROUGE-1			ROUGE-2		
	min	max	average	min	max	average
无	0.3186	0.4229	0.3711	0.0526	0.1405	0.0925
有	0.3013	0.4011	0.3552	0.0509	0.1294	0.0889

结束语 本文系统地介绍了 LexRank 的自动文摘方法,针对该方法的不足,从句子相似度计算、句子权重计算和冗余处理等方面对其进行了改进,并据此实现了相应的自动文摘系统。该系统可以对中文和英文的单文本或多文本进行自动文摘。实验结果表明,该系统在一定程度上改进了文摘的质量,在多文本文摘中的抗噪声方面也有一定的优越性。另一方面,该系统也适用于处理大规模的文本数据,可以作为网络搜索结果的后续处理模块。

但是,对于多文本文摘,文摘句输出顺序问题仍没有解决,而且实际上句子作为文摘的最小单元不是最理想的。这

是由于有时在一个句子中还会包含冗余信息,有时一个句子表达的意思还不够完整,于是有人提出了对句子进行压缩和融合^[14],就是通过句法分析和统计的方法,对句子进行裁剪,使文摘更加精炼。

中文自动文摘由于缺乏大规模统一的测评语料以及测试平台,不利于它的研究和发展。随着更多的中文自然语言资源库的健全和开放、中文句法分析和自然语言处理技术的成熟,中文自动文摘会有更大的发展。

参考文献

- [1] Luhn H P. The Automatic Creation of Literature Abstracts [J]. IBM Journal of Research and Development, 1958; 159-165
- [2] Edmundson W. Automatic Abstracting and Indexing; Survey and Recommendations [J]. Communication of the ACM, 1961, 4(5): 226-234
- [3] Edmundson W. New methods in automatic abstracting [J]. Journal of the Association for Computing Machinery, 1996, 16(2): 264-285
- [4] Pollock J J, Zamora A. Automatic Abstracting Research at Chemical Abstracts Service [J]. Journal of Chemical Information and Computer Sciences, 1975, 15(4): 226-232
- [5] Paice C D. The Automatic Generation of Literature Abstracts: An Approach Based on the Identification of Self-indicating Phrases [J]. Information Retrieval Research
- [6] Schank C, Abelson P. Scripts, Plans, Goals, and Understanding: An Inquiry into Human Knowledge Structures [M]. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, 1977
- [7] Lisa F R, Jacobs P S. SCISOR: Extracting Information Online News [J]. Communication of the ACM, 1990, 33(11): 88-97
- [8] Blair-Goldensohn S. Columbia University at DUC 2004 [C] // DUC 2004. 2004
- [9] Gunes E, Radev D R. LexRank: Graph-based Centrality as Salience in Text Summarization [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2004, 22
- [10] Lin Chin-Yew, Hovy E H. Automatic Evaluation of Summaries Using N-gram Co-occurrence Statistics [C] // Proceeding of 2003 Language Technology Conference (HLT-NAACL 2003). Canada, 2003
- [11] Zajic D, Dorr B, Schwartz R. BBN/UMD at DUC-2004; Topiary [C] // Proceedings of the Fourth Document Understanding Conference (DUC 2004). 2004; 112-119
- [12] 黄丽琼. 中文自动文摘及评价方法的研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2007
- [13] Lin Chin-Yew, Eduard H. The Potential and Limitations of Automatic Sentence Extraction for Summarization [D]. University of Southern California, 2008; 73-80
- [14] Lin C Y. Improving summarization performance by sentence compression: A pilot study [C] // Proceedings of the Sixth International Workshop on Information Retrieval with Asian Languages. 2003; 1-9
- [15] Qin Bing, Liu Ting, Li Sheng. Summarization Based on Physical Features and Logical Structure of Multi Documents [J]. High Technology Letters, 2005, 11(2): 133-136
- [16] 郑义, 黄萱菁, 吴立德. 文本自动综述系统的研究与实现 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(11): 107-110

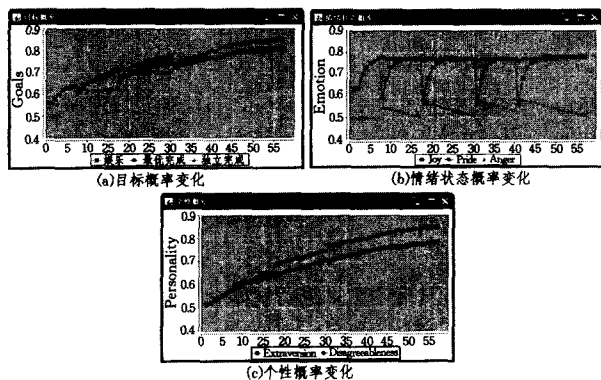


图 10 DBN 实验概率曲线图

对情感模型的评价还要考虑学生的学习评估,以使 agent 能提高学生的学习而不影响他的表现。比如上面的例子,情感模型很清晰地暗示了学生对 agent 反复建议反馈的行为而感到 anger,这意味着 agent 应该避免再打扰学生。但是,4 次 agent 干扰可能也是合理的,因为 agent 可能会认为学生的成功并不是因为对递归知识的掌握,agent 也就可能认为导致学生 reproach 对学生表现的影响不会太大,因为 joy 和 pride 的概率高也表示学生享受当前的学习。

结束语 学习情感的识别一方面对实时性要求较高,另一方面它不像其它单纯的表情识别,只需要识别出基本的情绪,因为在学习过程中的情绪由于掺杂着认知过程与探索过程的因素而表现得略微复杂。本文提出了一种基于 OCC 模型的学生情感识别方法,并通过实例教学的动态贝叶斯网络模型的构建对该方法进行了验证和评估,结果表明学生情感、个性等概率的变化是符合实际需求的。本文提出的模型实现起来比较简单,不像表情识别需要复杂的计算及算法支持,也不像生理信号感应方法对硬件设备要求较高,因而具有较高的实用性,并为构建具有情感智能的教学系统提供了一种新的可实践的理论方法模型。

参考文献

[1] 许远理,郭德俊. 浅谈情绪智力与人工智能中的感情计算[J]. 心理科学进展,2004(2):209-214
 [2] 孟昭兰. 情绪心理学[M]. 北京:北京大学出版社,2005
 [3] Picard R W, Papert S, Bender W, et al. Affective Learning - A Manifesto[J]. BT Technology Journal,2004,22(4):253-269
 [4] Burselson W. Affective Learning Companions; Strategies for Empathetic Agents with Real-time Multimodal Affective Sensing to Foster Meta-Cognitive and Meta-affective Approaches to Learning, Motivation and Perseverance[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2006

[5] Lisetti C L, Nasoz F. MAUI: A Multimodal Affective User Interface[C]//Proceedings of the 10th ACM International Conference on Multimedia. New York, NY, USA: ACM Press, 2002: 161-170
 [6] Bercht M, Viccari R. Pedagogical agents with affective and cognitive dimensions[C]//Proceedings of the Congreso Iberoamericano de Informatica Educativa. Vina del Mar, 2000
 [7] Kapoor A, Picard R W, Ivanov Y. Probabilistic Combination of Multiple Modalities to Detect Interest[J]. ICPR, 2004(3):969-972
 [8] Neji M, Ben Ammar M. Agent-based Collaborative Affective e-Learning Framework[J]. The Electronic Journal of e-Learning, 2007,5(2):123-134
 [9] Ben Ammar M, Neji M, Alimi A M. The integration of an emotional system in the Intelligent Tutoring System[C]//Computer Systems and Applications, The 3rd ACS/IEEE International Conference. 2005:145
 [10] Mota S. Automated posture analysis for detecting learner's affective state[D]. MIT, 2002
 [11] Abbasi A R. A Bayesian Network Approach to Interpret Affect-An Application to Affective Tutoring[C]//Proceedings of Doctoral Consortium in 2nd Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction. Lisbon, Portugal, Sep. ,2007
 [12] Graesser A C, D'Mello S K, Craig S D, et al. The Relationship between Affective States and Dialog Patterns during Interactions with AutoTutor[J]. Journal of Interactive Learning Research, 2008,19(2):293-312
 [13] Litman D J, Forbes-Riley K. Predicting student emotions in computer-human tutoring dialogues [C] // Proceedings of the 42nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. East Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2004:352-359
 [14] Abbasi A R, Uno T, Dailey M N, et al. Towards Knowledge-based Affective Interaction; Situational Interpretation of Affect [C]//Proc. 2nd Int. Conf. on Affective Computing and Intelligent Interaction. Lisbon, Portugal, 2007
 [15] Conati C. Probabilistic Assessment of User's Emotions in Educational Games[J]. J. Applied Artificial Intelligence, 2002,16(7/8):555-575
 [16] Ortony A, Clore G L, Collins A. The Cognitive Structure of Emotions[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1988
 [17] 张文修,梁广锡. 模糊控制与系统[M]. 西安:西安交通大学出版社, 1998
 [18] Costa P T, McCrae R R. Four ways five factors are basic[J]. Personality and Individual Differences, 1992,13(1):653-665

(上接第 154 页)

[17] 徐永东. 多文档自动文摘关键技术研究[D]. 哈尔滨哈:哈尔滨工业大学, 2007
 [18] 王永成,许慧敏. OA 中文文献自动摘要系统[J]. 情报学报, 1997,16(2):128-132
 [19] 徐永东,徐志明,王晓龙. 基于信息融合的多文档自动文摘技术[J]. 计算机学报, 2007,30(11):2049-2054
 [20] 王继成,武港山,周源远,等. 一种篇章结构指导的中文 Web 文档自动摘要方法[J]. 计算机研究与发展, 2003,40(3):398-405
 [21] 张奇,黄萱菁,吴立德. 一种新的句子相似度度量及其在文本自

动摘要中的应用[C]//第一届全国信息检索与内容安全学术会议. 2004:261-268

[22] 王萌. 基于向量空间模型的中文自动文摘研究[D]. 武汉:华中师范大学, 2005
 [23] Zhou Xiaohua, Zhang Xiaodan, Hu Xiaohua. Dragon Toolkit: Incorporating Auto-learned Semantic Knowledge into Large-scale Text Retrieval and Mining [C]//Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). 2007:29-31