

文章编号: 1007-130X(2009)05-0031-03

两河流域苏美尔楔形文字识别^{*}

Sumerian Cuneiform Recognition in Tigris and Euphrates

张荣松¹, 方吴丰¹, 吴宇虹², 林和平¹

ZHANG Rong-song¹, FANG Wu-feng¹, WU Yu-hong², LIN He-ping¹

(1. 东北师范大学计算机学院, 吉林 长春 130017; 2. 东北师范大学历史文化学院, 吉林 长春 130024)

(1. School of Computer Science, Northeast Normal University, Changchun 130017;

2. School of History and Culture, Northeast Normal University, Changchun 130024, China)

摘要:在人类文明发祥地之一的古代西亚, 苏美尔人创造了光辉灿烂的古西亚文明, 对整个人类文明做出了巨大的贡献。楔形文字作为这种文明的载体, 发挥着不可替代的作用。但是, 受到当时书写材料等历史条件的限制, 以及手写体的因人而异, 造成了文字标准的不统一; 后经时间的推移, 使得出土文献部分缺失, 这对通过原始文献来研究古文明的现代学者构成了极大的挑战。而采用径向基函数(RBF)人工神经网络对文献中的文字进行识别, 使之标准化, 其高度的容错性对缺失的文字可以进行很好的修补, 定义特定的模糊模式, 找出字义序列的规律, 给研究古文明的学者创造了良好的条件。

Abstract: In the ancient West Asia, one of the birthplaces of human civilization, Shiner created the splendid ancient civilization, and made an enormous contribution to the whole human civilization. Cuneiform was as a carrier of this civilization, and played an irreplaceable role. But the restrictions of writing materials, other conditions and the handwriting variation from person to person cause the ununified language standards, and as time goes time, some of the literature unearthed is missing, which poses a great challenge to the modern scholars who study ancient civilizations through the primitive literature. A use of the radial basis function (RBF) artificial neural network to recognize the word in the literature and standardize them, and its high fault-tolerance can repair the missing words, define a specific fuzzy model, identify the law of the word's sequence, and give good conditions in studying ancient civilizations.

关键词: 楔形文字; 径向基函数; 识别; 模糊模式; 字义序列

Key words: cuneiform; radial basis function; recognition; fuzzy model; word's sequence

中图分类号: TP183; TP391

文献标识码: A

1 引言

公元前 40 世纪中期, 幼发拉底河和底格里斯河两河流域的苏美尔人发明了图画文字。由于苏美尔人居住的是两河的冲积平原, 缺少木材、石头等, 但盛产芦苇, 有资源十分丰富且杂质少的粘土, 因此采用粘土做成泥版, 在上面书写, 待泥板干透就成不可磨灭的书籍。但是, 在泥板上刻画图画文字会出现不少麻烦, 比如收笔时会留下小疙瘩, 不但影响美观, 而且不易保存。

随着社会的发展, 人们交往的增多, 要表达的事物愈来愈

复杂、抽象, 而符号众多、随意性很大的早期图画文字已经越来越不适应人们的需要。于是, 苏美尔人对文字进行了改造: 一方面是简化图形, 往往用部分来代表整体; 另一方面增加了符号的意义。同时, 受到苏美尔人计数系统的影响, 苏美尔人先用湿泥做成泥球, 然后用石子尖角或其他锥状物体在泥球外表压出各种不同的形状表示数量^[1]。由此从中受到启发, 用削成三角的芦苇笔代替原来的尖笔, 在泥板上压出了楔形文字符号。而使用楔形笔压出形状固定的符号, 既有利于统一符号, 又提高了速度。

公元前 30 世纪前期, 苏美尔楔形文字逐步发展成为一套比较成熟的文字体系, 从文字的类型上看, 基本是一种表

^{*} 收稿日期: 2008-01-19; 修订日期: 2008-04-24

作者简介: 张荣松 (1984-), 男, 安徽巢湖人, 硕士生, 研究方向为人工智能、面向对象程序分析与设计; 方吴丰, 硕士生, 研究方向为人工智能、面向对象程序分析与设计; 吴宇虹, 教授, 博士生导师, 研究方向为世界文明史研究领域亚述学; 林和平, 教授, 研究方向为人工智能、计算机图形学和计算工程等。

通讯地址: 100085 北京市海淀区土地信息产业基地科贸大厦 609; Tel: 18521572919; E-mail: rongsong0226@yahoo.com.cn; <http://www.cn>

Address: Room 609, Kemao Building, Shangdi Information Industrial Base, Haidian District, Beijing 100085, P. R. China

意文字,但表音符号已经出现,图符也已变成字符。楔形文字英文叫 Cuneiform,来源于拉丁语,是 Cuneus(楔子)和 Forma(形状)两个单词构成的复合词,所以楔形文字也叫“钉头文字”或“箭头字”。

2 模糊模式

在原始数据上定义基本图素,其基本步骤如下:
第1步:提取基本图素。选取代表苏美尔楔形文字中最主要的三种构字法的文字,如图1所示。

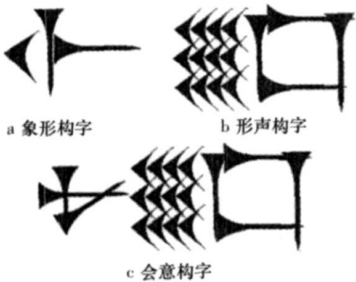


图1 苏美尔楔形文字

图1a代表象形构字法:用文字的线条或笔画,把要表达物体的外形特征具体地勾画出来。此字表示旋转了九十度的“眼睛”。图1b代表形声构字法:形声字由两部份组成,即形旁(又称“义符”)和声旁(又称“音符”)。形旁是指示字的意思或类属,声旁则表示字的相同或相近发音。此字左半部分形状上代表果树、蔬菜等植物,右半部分发音“sar”。此字表示“果园、菜园”,发音为“sar”。图1c代表会意构字法:会意字由两个或多个独立字组成,以所组成的字形或字义合并起来,表达此字的意思。此字的左半部分代表“人”,右半部分代表“果园、菜园”,此字表示“园丁”。

通过对楔形文字的起源^[2]和演化^[3]的研究,从苏美尔楔形文字中提取出最基本的组成图素,如图2所示。



图2 苏美尔楔形文字的最基本图素

现有的苏美尔楔形文字都是通过对图2中的两个基本图素的变换组成的,且基本图素2在变换过程中左右部分是不一致的,在利用计算机系统实现时将基本图素2左右两部分拆分,因此提取的基本图素如图3所示。



图3 提取的基本图素

第2步:模糊基本图素。利用模糊迭代方法获取模糊均值。设集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 隶属度 $N = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$, 其模糊均值为:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{k=1}^n x_k \mu_k}{\sum_{k=1}^n \mu_k}$$

其中:

$$\mu_k(t) = \begin{cases} 1, & t = 0 \\ e^{-(|d_k - a(t)|)^\alpha}, & 0 < t \leq m \end{cases}$$

其中, $k = 1, 2, \dots, n$; 隶属度的初值 $\mu_k(0) = 1$; m 为模糊迭代次数, 取决于对迭代精度的具体要求; $\alpha = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x_k - \bar{x}(t)|$ 。取基本图素各像素点 RGB 值作为集合 X , 得到模糊后的基本图素, 如图4所示。



图4 模糊后的基本图素

第3步:定义基本图素属性。通过对苏美尔楔形文字构字的研究可知,其最主要的属性为角度和比例。因此,定义属性的基本图素对象的 UML 图如图5所示。

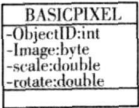


图5 定义属性的基本图素对象

用定义的属性的基本图素来匹配、替换原始数据。枚举缩放比例属性值集合为 $scale = \{1.0, 0.9, \dots, 0.5\}$, 枚举角度变换属性值集合为 $rotate = \{0.0, \pi/4, \dots, 7\pi/4\}$ 。此方法的主要思想是:选取与定义属性且未模糊化基本图素等同大小的矩形区域,进行矩形区域内像素点的匹配。为提高匹配的效率,加入适当的特征点。选择特征点应该遵从的原则是:选取能够反映当前基本图素特征的像素点。首先进行特征点的匹配,只有特征点完全匹配时才再进行矩形区域匹配,当匹配的精度达到预期要求时,使用定义的属性且模糊化的基本图素替换原始文字图形中相应的矩形区域。其中,对于匹配算法,应该根据实际应用需求来决定;而精度要求也应该根据实际中要达到的应用效果来决定。当矩形区域的所有像素点的匹配精度达到95%以上时,利用模糊化的基本图素来替换原始图片上选取处的矩形区域。以图1为原始图片,获得的结果如图6所示。

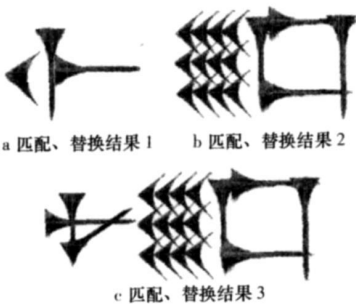


图6 匹配、替换后的苏美尔楔形文字

3 径向基函数(RBF)人工神经网络

RBF(Radial Basis Function, 简称 RBF)人工神经网络是一种多输入单输出的前向反馈型人工神经网络,在很多

领域得到了广泛的应用,如函数近似、模式分类、系统建模、模式识别、信号处理等。与应用广泛的 BP 网络相比,RBF 神经网络不仅具有在任意精度下逼近任意非线性映射的能力,而且可以达到最佳逼近精度^[4,5]。和其它类型的人工神经网络相比,它具有更强的函数近似能力、简单的网络结构、较快的训练速度^[6],这些优点给 RBF 神经网络的应用^[7,8]奠定了良好的基础。

3.1 RBF 人工神经网络拓扑结构

RBF 人工神经网络由输入层、中间层和输出层构成。其输入层与中间层之间的网络连接、中间层与输出层之间的网络连接均采用全互连。网络拓扑结构如图 7 所示。

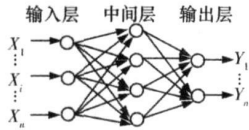


图 7 RBF 人工神经网络拓扑结构

3.2 神经元激活函数

设系统输入与第 i 个训练样本之间的矢径定义为:

$$d_i(X) = \sum_{j=1}^m (x_j - s_{ij})^2, i = 1, \dots, n \tag{1}$$

则径向基函数定义为:

$$f_i(X) = e^{-\alpha d_i(X) - \theta}, i = 1, \dots, n \tag{2}$$

其中, x_j 表示第 j 个系统输入, s_{ij} 表示第 i 个样本的第 j 维属性值; α 为退火系数,一般情况下其值设为 1; θ 为阈值,一般情况下其值设为 0。

3.3 网络训练算法

训练算法采用适合于径向基函数人工神经网络的梯度下降法(Gradient Decent Algorithm,简称 GDA)。

设 RBF 人工神经网络瞬时输出误差为:

$$E = H - Y = H - XW, j = 1, \dots, p$$

其中, H 为网络的期望输出; Y 为网络的实际输出; W 为网络的中间层与输出层人工神经元之间的连接权矩阵。

设 RBF 人工神经网络输出均方差为:

$$e = \frac{1}{2} EE^T$$

则网络连接权向量的瞬时修正量为:

$$\Delta W_t = -\eta \frac{\partial e}{\partial W} = \eta EX = \eta(H - Y)X = \eta(H - XW)X \tag{3}$$

其中, $\frac{\partial e}{\partial W} = \frac{\partial e}{\partial E} \frac{\partial E}{\partial W} = E \frac{\partial E}{\partial W} = -EX$ 为均方差对连接权向量的一阶偏导; η 为训练速率因子。

3.4 网络训练过程

RBF 人工神经网络的训练过程大致分为四步:

步骤 1:初始化连接权向量 W_0 。

对于 RBF 人工神经网络,当系统输入的训练样本与中间层 RBF 人工神经元记忆的训练样本相同时,产生最大输出。因此,可以直接利用网络的期望输出值初始化 W_0 ,即:

$$w_{ij} = h_{ij}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, p$$

步骤 2:计算连接权修正量 ΔW_t 。

根据式(3)计算连接权修正量 ΔW_t :

$$\Delta W_t = \eta(H - XW)X$$

为了消除 X 的影响,并使得 ΔW_t 与 W 之间相差一个数量级,令学习速率 η :

$$\eta = \frac{1}{10} \int_0^1 e^x dx = 0.171\ 828$$

步骤 3:设 t 时刻的 W 为 W_t , $t+1$ 时刻的 W 为 W_{t+1} ,则:

$$W_{t+1} = W_t + \Delta W$$

步骤 4:计算 e 。如果 e 小于给定的误差,则结束训练;否则,返回步骤 2。

4 实验结果与分析

RBF 人工神经网络的训练样本取自苏美尔楔形文字碑刻体库的原始图片,且利用模糊模式处理图片的 RGB 值。网络的期望输出采用此苏美尔楔形文字对应解释的唯一一汉字所对应的计算机内码的一种,即 Unicode 码。

实验 1 实验数据取自苏美尔楔形文字碑刻体库的原始图片,得到的实验结果如表 1 所示。

表 1 采用苏美尔楔形文字碑刻体库的实验结果

标准库的文字个数	识别的文字个数	识别比例(%)
306	306	100

实验 2 实验数据取自古西亚(公元前 3000 年至公元前 2000 年)苏美尔人刻画在石碑上的文字(见图 8),通过

现代方法处理成图片,得到的实验结果如表 2 所示。

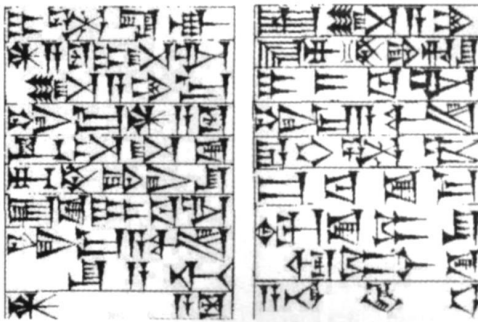


图 8 刻画在石碑上的苏美尔楔形文字

表 2 采用图 8 的实验结果

图 8 上的文字个数	识别的文字个数	识别比例(%)
62	58	93.5

由实验 1 和实验 2 的结果可见,采用模糊模式处理后的原始数据作为训练样本的 RBF 人工神经网络识别苏美尔楔形文字是可行的。

虽然在原始数据的预处理上花费了一定的时间,但由于这种预处理是一次性的,相对于高速的工作时间可以忽略。而且这种模糊对精确的方式,相对于传统直接采用原始数据作为训练样本的人工神经网络,其工作效率必然会得到极大提高。

5 结束语

与 RBF 人工神经网络的网络模型进行模糊化的改进相比,采用对 RBF 人工神经网络的训练样本进行模糊模式处理,避免了其网络模型的复杂化。由于模糊化的网络模型必然是针对特定的训练样本和工作实例,导致其在应用中的性能受到极大影响,人工神经网络的适应性也会大大下降,甚至可能会完全不适应。而在实际应用中,当今发现的苏美尔楔形文字的文献距今久远,且受到书写文字的个人差异的影响,却切合了采用模糊模式的思想。

(下转第 36 页)

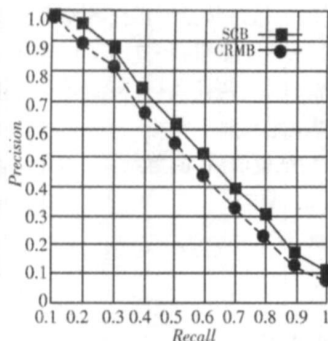


图2 两种算法检索率与精确度的变化曲线



图3 两种算法的一次检索结果

5 结束语

利用角点和非角点信息表示物体轮廓,本文提出了一种基于角点及空间分布的图像检索方法。该算法不仅考虑了轮廓变化的特性,而且利用了轮廓的空间信息。通过与CRMB方法实验的比较,证明本文方法较好地抓住了形状的轮廓特征,说明该方法是有效的。下一步的工作是考虑对角点进行分类,以进一步提高图像检索的准确率。

参考文献:

- [1] Li L, Chen W. Corner Detection and Interpretation on Planar Curves Using Fuzzy Reasoning[J]. IEEE Trans on PAMI, 1999, 21(11): 1204-1210.
- [2] Tefera D A, Harada K. Geometrical Approach for Corner Detection[J]. IEICE Trans on Information & Systems, 2002, 852(4): 727-734.
- [3] Urdiales C, Bandera A, Sandoval F. Non-Parametric Planar Shape Representation Based on Adaptive Curvature Functions[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 43-53.
- [4] 钟宝江, 廖文和. 基于精化曲线累加弦长的角点检测技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(7): 939-943.
- [5] Mokhtarian F, Abbasi S. Robust and Efficient Shape Indexing

- through Curvature Scale Space[C]//Proc of the British Machine Vision Conf, 1996, 53-62.
- [6] Chalechale A, Mertins A. Edge Image Description Using Angular Radial Partitioning[J]. IEE Proc on Vision, Image and Signal Processing, 2004, 151(2): 93-101.
- [7] Kong Xiaodong, Luo Qingshan. A New Shape Descriptor Based on Centroid-Radii Model and Wavelet Transform[J]. Optics Communications, 2007, 273(2): 362-366.
- [8] Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Proc of the 4th Alvey Vision Conf, 1988, 147-151.
- [9] Smith S M, Brady J M. SUSAN: A New Approach to Low Level Image Processing[J]. Int'l Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [10] 孟繁杰, 郭宝龙. 一种基于兴趣点颜色及空间分布的图像检索方法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2005, 32(2): 256-259.
- [11] 曾智勇, 张学军, 崔江海, 等. 基于显著兴趣点颜色及空间分布的图像检索新方法[J]. 光子学报, 2006, 35(2): 308-311.
- [12] 庄志国, 孙惠军, 董继扬, 等. 基于角点检测的图像匹配算法及其在图像拼接中的应用[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2007, 46(4): 501-505.

(上接第 33 页)

在采用模糊模式的基本图素匹配、替换原始图片的过程中,产生的替换序列,实际上就形成文字的字义,这种字义序列相对于高度信息化的当今社会有着广泛的应用价值。例如,计算机安全一直是有待于改善的领域,而把此序列应用于数据传输过程中的数字签名、数据加密等网络安全,其安全性将会得到很大的提高;同时,也是一种可以应用于各领域的加密技术。而研究此序列的内在规律,对于找出苏美尔楔形文字的字义,推导出其它尚未发现的苏美尔楔形文字,扩充现有标准库,以此来推动学者更进一步研究古西亚两河流域文明。

参考文献:

- [1] Schmandt-Bessert D. Before Writing: From Counting to Cuneiform[M]. University of Tears Press, 1992.
- [2] 拱玉书. 楔形文字起源新论[J]. 世界历史, 1997(4): 1-6.
- [3] Labat R. Manuel d'Epigraphie Akkadienne[Z]. Pairs, 1976.
- [4] Park J, Sandberg I W. Universal Approximation Using Radial Basis Function Networks[J]. Neural Computation, 1991, 5(3): 245-257.
- [5] Bianchini M, Frasconi P, Gori M. Learning Without Local Minima in Radial Basis Function Networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6(3): 749-756.
- [6] Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation[M]. Second ed. Beijing: Tsinghua University Press & Prentice Hall, 2001.
- [7] 刘书贤, 段晓牧, 杨建平. 基于径向基函数神经网络的工程造价估算[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2005, 24(2): 208-210.
- [8] 苗建苏, 傅丰林. RBF 网络在通信信号自动识别中的应用[J]. 西安电子科技大学学报, 1996, 23(1): 112-120.