

# 汉字识别方法综述

孙 华, 张 航

(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410075)

**摘 要:** 分析汉字结构特征及其演变, 在汉字字库及汉字识别目标变化的基础上, 结合汉字识别过程, 研究与比较贝叶斯决策、二次判别函数法、隐马尔科夫模型、神经网络分类器以及支持向量机这5种汉字识别方法的优缺点及适用范围。结果表明, 汉字识别方法仍需要在识别目标及特征提取、训练字符集准备方面进行改进。

**关键词:** 汉字识别; 模式识别; 贝叶斯决策; 多分类器聚合; 分类识别

## Survey on Chinese Character Recognition Method

SUN Hua, ZHANG Hang

(School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

**【Abstract】** This paper analyzes Chinese character structure feature and evolution, combines the character recognition process together on the basis of Chinese character database and changing in recognition target, researches and comprises the advantages, disadvantages and the application range of five different kinds of Classification recognition method such as Bayesian method, quadratic discriminate function approach, Markov model, neural network classifier and Support Vector Machine(SVM). Results shows that Chinese character recognition method including recognition should be improved on the aspects of target, feature extracting and train set preparing.

**【Key words】** Chinese character recognition; pattern recognition; Bayesian decision; multiple classifier polymerization; classification recognition

### 1 概述

文字识别技术的研究开始于20世纪60年代<sup>[1]</sup>, 具有重要的社会意义。从早期IBM公司和MIT的研究到汉字识别技术的成熟与商业化、从印刷体汉字到无约束手写体识别、从脱机识别到联机识别、从单个字符到整篇文档的识别, 汉字识别越来越受到国内外学者的关注。汉字识别在古籍、艺术字还原、数字签名、掌上电脑(PDA)、触摸屏、电子笔、计算机辅助教学等领域得到广泛应用, 但由于汉字自身结构复杂、字符集巨大、字符相似度高、字体风格多样等, 给识别研究带来了很大的挑战性。经过国内外学者几十年的深入研究, 汉字识别已经形成了比较成熟的识别体系。本文首先对汉字识别体系进行简要介绍, 包括汉字的演变及特征, 识别目标, 识别字库以及识别过程, 然后对识别过程中的重要方法进行详细分析, 最后给出汉字识别的前景以及发展方向。

### 2 汉字识别体系

#### 2.1 汉字的演变及特征

中国汉字大致可以分为2大部分: 中国古代汉字及现代简体汉字。从商代晚期的甲骨文算起汉字在字体上发生了多次大的变化, 从甲骨文、金文变成小篆, 从小篆变为隶书、楷书等。学术界一般把小篆以前的汉字称作古文字, 把隶书及其他称为今文字<sup>[2]</sup>。图1所示分别是甲骨文、金文、小篆、隶书、楷体、草书、行书, 表示的不同字体的“李”字。

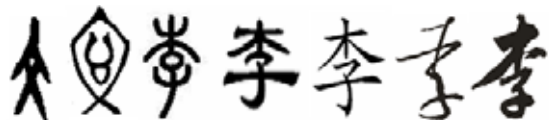


图1 不同字体汉字

文献[2]提出字形上的特点, 甲骨文笔画有直笔、圆笔、粗体、细体, 但一般都是瘦硬的细线, 笔画多方折。金文的象形程度较高, 但同时也有线条化, 平直化的趋势, 笔形较甲骨文圆润肥厚。小篆字体规整匀称, 字体有所简化, 象形程度进一步降低。由于古汉字象形程度高, 笔画数目多。为了书写方便和广泛传播, 1956年-1964年, 国家确定了2235个简体字并推广使用<sup>[1]</sup>。但总体而言, 汉字数量大、结构复杂多变, 字符之间相似度高, 以及汉字的书写风格和字体多样等特点, 这些特点都给识别技术带来了很大难度。

#### 2.2 识别目标的变化

汉字识别目标的变化如图2所示。

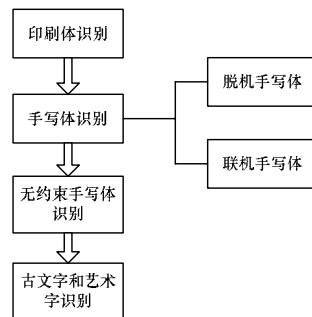


图2 识别目标

印刷体与手写体汉字、脱机与联机汉字、今汉字与古汉

**基金项目:** 湖南省科学技术与科技计划基金资助项目(2006GK3130)

**作者简介:** 孙 华(1982-), 女, 助教、硕士研究生, 主研方向: 图像处理; 张 航, 副教授、博士

**收稿日期:** 2010-04-26 **E-mail:** sunhua0418@126.com

字之间的差异很大,从而研究方法各异,这促使人们对汉字识别研究的不断深入。Casey R 和 Nagy G 于 1966 年首先发表关于印刷体汉字的识别,对于印刷体一类的规范汉字而言,OCR 文字识别软件已取得经济效益。20 世纪 70 年代后,识别研究逐渐转向手写体汉字,如文献[3]对脱机手写体识别进行了归纳;文献[4]采用结构方法对联机汉字识别,达到了结构识别方法的目前最高识别率 99.28%;文献[5]采用结构特征集对维吾尔文字进行识别,正确率达 97%;文献[6]对无约束手写体进行识别,基于 ETL-1 汉字库进行测试,错误率为 0.83%。近年研究者也开展了古汉字识别及恢复艺术字和古迹的研究。

### 2.3 识别字库

字库的建立是影响识别效率的重要因素。文献[6]采用同种方法,对 3 套不同字库进行识别,包括加拿大 Concordia 大学字库、ETL-1 字库和 ETRI 字库,误识率分别是 3.2%、0.83%、0.75%。这个实验说明:不同的字库因为其包含的字符不同、字库大小相异,造成了识别效率的不同。目前,我国有 2 套标准的汉字字库,据 GB2312-80 国家标准,2 套字库分别包含 3 755 个和 6 763 个标准汉字,其中,前者为一级字库。除此之外,GBK 规范了 20 902 个简体汉字和传统汉字<sup>[1]</sup>,GB18030-2000 增录少数民族文字,将字库数目增至 27 533 个。HCL200 数据库是北京邮电大学完成收集的,共保存了 3 755 个常用的简体汉字的各 1 000 个样本。这些字库为汉字识别研究提供了实验所需的测试集。

### 2.4 识别过程

在汉字识别过程中,先将电子图像输入计算机,为了去除噪声,加强有用的信息,有效进行汉字识别。先要对图像进行预处理,以便提出用于识别的特征,再用于分类识别。识别过程主要包括:预处理,特征提取,分类识别,后处理等过程。汉字识别的流程具体如下,如图 3 所示。

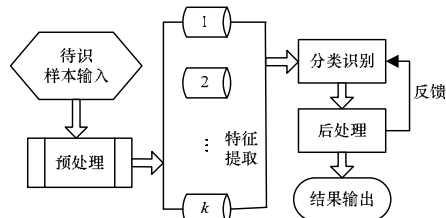


图 3 汉字识别的流程

(1)预处理。预处理的作用在于加强有用图像信息、去除噪声,从而有利于特征提取。该过程通过二值化、平滑化(去噪)和归一化等手段来执行。其中,二值化是实现灰度文本图像到二值化文本图像的转化;去噪是将二值化后,图像中的孤立点(污点)去除;归一化是规范文字的大小、位置、形状以减少相同字符之间的形变。

(2)特征提取。特征提取分为 2 大类:结构特征提取与统计特征提取。基于结构的特征提取是指,提取字符轮廓或骨架上的字符像素信息,如笔画特征、轮廓、周边特征、部件等,该方法能有效适应字体变化,区分相似字能力强,但是在图像文本中如存在各种干扰,如倾斜、扭曲、断裂、粘连、污点等,该类方法抗干扰能力较弱。对样本进行数学变换后提取的特征,被称为统计特征。主要采用的方法有小波变换、傅里叶变换、频域变换、矩、离散余弦变换等。提取出的特征通常供给统计分类器使用。总体而言,统计特征的识别相对结构特征细分能力较弱,区分相似字的能力不强。

(3)分类识别。分类识别是对特征提取所获得样本,按建立的分类规则进行识别。分类器是分类识别的核心问题,分类器的作用是加快匹配速度,提高识别效率,达到识别效果。目前,研究热点主要集中在统计模式识别和结构模式识别 2 类。

(4)后处理。后处理是在分类识别后,采用句法结构模式方法,再次检验识别结果,并反馈给上一级,如识别有误则重新识别,越来越多的研究都增加后处理过程,降低误识率。

## 3 重要分类识别方法

分类识别方法是识别过程的核心,有基于结构模式和统计模式识别及两者相结合的方法,下文重点对各分类识别方法的优缺点、研究成果进行讨论。

### 3.1 结构模式识别方法

基于结构特征的汉字识别,是利用模式与子模式的分层树状结构,完成的模式识别。从 1970 年开始,汉字被认为是由笔画、偏旁部首甚至更小的结构基元组成,识别时利用这些结构信息进行句法分析。较成功结构模式识别方法有隐马尔科夫模型、句法结构模式识别、拓扑树、图匹配等。

隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model, HMM)包括 2 个随机过程,其中,不能够被直接观测到的状态叫马尔科夫链;另一个称为观测过程。这个模型是 Baum L E 于 20 世纪 60 年代提出的,20 世纪 70 年代被用于语音识别,20 世纪 80 年代被广泛用于字符识别。文献[7]基于 HMM 方法,融入笔画切线与弯曲度的不变性的基础上,将预处理和不变性特征提取相结合,利用点导向和笔画导向,分别对小字符集(500 个字符)的识别率为 98.4%、中字符集(2000 个字符)96.5%、大字符集(20 000 个字符)91%,有效地提高了识别效果。文献[8]基于 HMM 识别机,将字符分割与识别一步完成,首先利用滑动窗口提取和转换观测序列,然后用 Baum-Welch 算法训练字符样本,更多利用判别特征和高斯方法,减轻中文字大字符集带来的识别难度。将样本相似性引入到 HMM 中,对 HMM 后验概率进行调整的方法,系统性能的改善效率在 1.1 倍~6.5 倍间。基于 HMM 方法的上下文相关模型处理连体字识别的效果较好,但利用 HMM 方法对大字符集中文字的识别实验显示,大字符集问题仍是 HMM 要解决问题。

### 3.2 统计模式识别方法

目前,主流的分类识别方法是统计模式识别方法,该方法在匹配算法上易于实现。其分析方法是根据模式所测得的特征向量  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 、 $T = T(i = 1, 2, \dots, n)$ ,将一个给定的模式归入  $C$  个类  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C$  中,然后根据模式之间的距离函数判别分类,距离函数有欧式距离和马氏距离。主要方法为贝叶斯决策、二次判别函数。

#### 3.2.1 贝叶斯决策

贝叶斯网络分类器是典型的基于统计方法的分类模型,利用先验信息和样本数据,确定事件的后验概率。当各类样本近似于正态分布时,贝叶斯可以算出错误率最小的分界面,并给出相应的分界面方程。因此,如果训练样本处于近似正态分布,可以用贝叶斯决策方法来设计分类器。文献[9]对手写体数字识别,提出基于朴素贝叶斯增加反馈式的学习能力,识别效率为 99.29%。贝叶斯网络能实现对调查结果的可能性加以数量化的评价,与传统欧式距离相比有更高的识别效率,但它需要的样本多,分析计算较复杂。另外, K-邻近方法是

从贝叶斯决策出发估计条件概率密度的方法，该方法虽然实现简单，但存储量和计算量都太大。

### 3.2.2 二次判别函数

文献[1]指出当假定高斯密度以及使得先验概率密度相等的情况下，贝叶斯判别式可等价于二次判别函数(Quadratic Discriminant Function, QDF)，该方法在处理小字符集时优于神经网络。QDF方法有2个不足：(1)参数估计误差会导致性能下降；(2)使用协方差矩阵使计算代价和存储代价太大，且要求样本数量巨大，训练样本少时会造成协方差矩阵奇异。文献[10]提出一种改进的级联二次分类函数(MQDF)分类器，分级构建多个 Gauss 模型，实现对样本分布精细的描述，既能提高性能又能降低计算代价。分别在 HCL 2000 测试集、THOCR2HCD 测试集 1 和 THOCR 2HCD 测试集 2 上进行测试，结果表明，MQDF 的错误率比 QDF 的错误率分别降低了 10.75%、9.82%、25.31%。MQDF 可以节省存储量和计算量，在样本足够时能克服协方差矩阵奇异、训练计算量不大的不足，使其适合于大类别集的场合，并可通过判别学习和其他分类器组合来达提高精度。

### 3.3 神经网络分类器

神经网络是一个非线性动态系统，这种分类识别方法依赖于统计特征和训练样本。早在 1950 年弗兰克最先证明了感知神经元计算机，并用于字符识别，神经网络的发展直到 20 世纪 80 年代末、90 年代初才有了较大的进步。目前神经网络的种类很多，如人工神经网络(ANN)、单层神经网络(SLP)、多层神经网络(MLP)、径向基函数神经网络(RBF)、高阶神经网络(HONN)和 BP 神经网络等。

神经网络目标函数具有非凸性，使得局部极值问题仍无法避免。模块分类方法克服了前馈神经网络在高维特征空间上，分类边界的判决问题。由于神经网络每一个输出节点对应一个分类，目前仍只适合于小规模字符集识别。在处理大字符集问题时，大多研究者试图将大字符集进行分割，然后对其子集进行识别。文献[11]构造一个基于多特征和平行神经网络计算的识别系统，该系统由并联模型组合而成，用集群计算机解决传统计算机，由于大量计算会导致响应时间过长，因此为了提高识别速度，将平均响应时间由 7.2 ms 降为 3 ms。

### 3.4 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)方法与其他文字识别方法相比，已成为继神经网络研究后新的研究热点。它是基于 Vapnik 的最小代价判别式分类器，针对小样本数据学习具有很强的优势，利用支持向量进行线性或非线性规划，具有全局收敛优势，但参数不易调整、计算量较大。其原理是在样本空间或特征空间上，构造出最优超平面，使得超平面与不同类样本集之间的距离最大，从而达到最大的泛化能力。该方法是一种依据判别函数的二元分类方法，当它处理类的个数大于 2 类时，SVM 将该问题分解为二元分类的子问题，并依次递推使用<sup>[12]</sup>。

文献[13]提出内核方法，利用高斯 SVM 内核融合动态时间规整技术，在不损失识别效率的情况下，识别速度增加 10 倍，又克服了 SVM 方法由于固定的特征空间，与字符序列长度多变性之间的冲突。它对不同字库进行实验，其中，对字符识别的误识率为 11.7%，远小于采用 MLP 方法(14.4%)和 HMM 方法(14.1%)。文献[14]对 SVM 方法进行改良，提出主动学习支持向量机(Active learning SVM, ASVM)的方法，解

决 SVM 分类器易受样本孤立点影响的不足，该方法比普通 SVM 有更好的泛化能力。

SVM 能在高维特征空间中灵活判别边界，并直接指明类边界的不同值，比以贝叶斯判别分类器为基础的识别方法更有优势，也可以避免神经网络结构选择和局部极小点问题。相比较欧式距离分类器，SVM 在小规模分类中显示出较强的分类能力，也可被应用于相似字的识别。从表 1 可以看出，目前 SVM 的平均识别率达 98.69%，整体识别水平较高。但 SVM 仍需改进，如对特征空间要求较高、对非线性问题没有通用解决方案，对大字符集的识别效率也有待进一步提高。

表 1 近年来使用的识别方法及识别效率

| 序号 | 年份   | 识别方法     | 识别率/(%) |
|----|------|----------|---------|
| 1  | 2002 | Struct   | 99.28   |
| 2  | 2002 | HMMs     | 94.00   |
| 3  | 2002 | MQDF     | 99.33   |
| 4  | 2002 | NN       | 98.85   |
| 5  | 2002 | SVM      | 99.50   |
| 6  | 2003 | CNN      | 99.60   |
| 7  | 2005 | SVM      | 99.00   |
| 8  | 2005 | SVM      | 99.58   |
| 9  | 2008 | SVM      | 96.59   |
| 10 | 2008 | SVM      | 97.70   |
| 11 | 2008 | 多层聚类 SVM | 99.75   |

### 3.5 多分类器聚合

在现有的分类器研究中，多分类器聚合已经成为识别研究工作研究的方向。单个分类器的识别效果有限，并且每种分类器都有不同的缺点，因此研究者开始寻找多种分类器相结合的识别方法。分类器聚合分为 2 种方式，构造平行结构和串行结构。在平行结构中，各分类器进行独立的样本训练；串行结构中后端分类器主要是对前端训练不成功的样本进行再识别。聚合可以是多个相同分类器聚合，也可以是互不相同聚合，文献[15]聚合 2 个 MQDF 的串行结构，识别效率比单个 MQDF 提高 2.56%。文献[16]对 2 类支持向量机融合进行研究，采用极大/小值、乘积法、均值法和各种决策模板相融合，有效性高。

## 4 结束语

文字识别系统的优劣，可依据其识别效率、计算复杂度、模式的简洁度来判断。(1)从识别正确率看，统计分类方法比结构方法有更高的平均准确率。尤其是 SVM 成为近年来的研究热点，比其他统计模式分类器的准确率更高。(2)从计算复杂度看，结构方法存储需求较小，识别速度较慢，统计方法能够提供快的识别速度，但存储需求很大。经实验观察，模板匹配需要 0.2 s~1 s 才能识别一个字符，结构方法速度在 0.2 s~0.5 s，统计模式识别一个字符只需 0.1 s~0.2 s，神经网络约 0.1 s。(3)从模式简洁度看，对统计模式方法与 SVM、神经网络方法进行比较，基于统计模式的识别方法可以容易地为分类器增加新观测点，也能对新样本进行参数密度调整，相比统计模式方法，后两者的样本训练时间与分类数量呈正比。因此，具有较高识别效率的 SVM 方法的模式复杂度高很多。

研究工作需解决以下问题：(1)识别方法。通过观察多年的研究结果，发现各种研究方法仍有许多不足。结构方法虽然算法易于实现，所需存储空间较少，但只适应结构统一、规整、噪声小的字符图像，需利用各种先验知识加快识别速度。统计模式方法识别速度快，抗干扰能力强，对于连体字

多的手写体识别有效,但统计模式依赖于特征提取,更有效的判别特征提取有待研究,以降低特征空间维度。SVM方法识别效率高,但需要解决参数多、存储大、计算复杂等造成速度下降的问题。多分类器聚合要能有效发挥每一个子分类器的效用仍是个难题。(2)识别目标及特征提取。无约束手写体汉字识别至今都是研究热点,银行支票签名识别与在线签名识别对汉字识别技术提出更高要求。除了现代汉字,古文字的识别研究要在不断发展。(3)训练字符集的准备。在识别实验中,不同的字库,字库中字符集的大小都对识别效率有很大影响。识别效率高的SVM和神经网络方法只对小字符集进行研究,尤其统计模式方法依赖于训练样本集的大小,对大字符集的研究将是今后文字识别研究的重点。

参考文献

[1] Dai Ruwei, Liu Chenglin, Xiao Baihua. Chinese Character Recognition: History, Status and Prospects[J]. Frontiers of Computer Science in China, 2007, 1(2): 126-136.

[2] 徐志奇. 汉语文字学概要[M]. 重庆: 西南师范大学出版社, 2004.

[3] 何志国, 曹玉东. 脱机手写体汉字识别综述[J]. 计算机工程, 2008, 34(15): 201-204.

[4] Shin J, Sakoe H. Optimal Stroke-correspondence Search Method for On-line Character Recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(6): 601-608.

[5] 袁保社, 吾守尔·斯拉木. 一种手写维吾尔文字母识别算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(2): 186-188.

[6] Lee Seong-whan, Kim Chang-hun, Ma Hong, et al. Multiresolution Recognition of Unconstrained Handwritten Numerals with Wavelet Transform and Multilayer Cluster Neural Network[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(12): 1953-1961.

[7] Hu Jiangying, Lim Sok-gek, Michael K. Writer Independent On-line Handwriting Recognition Using an HMM Approach[J]. Pattern

Recognition, 2000, 33(1): 133-147.

[8] Su Tonghua, Zhang Tianwen, Qiu Zhaowen, et al. Hmm-based System for Transcribing Chinese Hand Writing[C]//Proc. of the 6th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Hong Kong, China: [s. n.], 2007.

[9] 罗成, 孙越恒. 基于加强贝叶斯分类的手写体数字识别[J]. 微处理机, 2009, 3(6): 77-79.

[10] 付强, 丁晓青, 刘长松. 用于手写汉字识别的级联 MQDF 分类器[J]. 清华大学学报, 2008, 48(10): 1605-1608.

[11] Li Yanfang, Yang Huamin, Xu Jing. Chinese Character Recognition Method Based on Multi-features and Parallel Neural Network Computation[C]//Proc. of the 3rd International Conference on Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. Qingdao, China: [s. n.], 2007.

[12] Fu Chang. Techniques for Solving the Large-scale Classification Problem in Chinese Handwriting Recognition[C]//Proc. of the 2006 Conference on Arabic and Chinese Handwriting Recognition. College Park, USA: Springer-Verlag, 2008.

[13] Bahlmann C, Haasdonk B, Burkhardt H, et al. On-line Handwriting Recognition with Support Vector Machines——A Kernel Approach[C]//Proc. of the 8th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition. [S. l.]: IEEE Computer Society, 2002.

[14] 樊继伟, 李朝锋, 吴小俊. 一种改进的主动支持向量机算法及其应用[J]. 计算机工程, 2009, 35(19): 178-180.

[15] Qiang Fu, Li Tongzhi, Liu Changsong. An Effective and Practical Classifier Fusion Strategy for Improving Hand Written Character Recognition[C]//Proc. of the 9th International Conference on Document Analysis and Recognition. Curitiba, Parana, Brazil: IEEE Computer Society, 2007.

[16] 应自炉, 李景文, 张有为. 基于融合的多类支持向量机[J]. 计算机工程, 2009, 35(19): 187-188, 192.

编辑 陆燕菲

(上接第 193 页)

基于本文提出的方法和最短时间法构建各自的策略,在 SimuroSot5vs5 仿真比赛平台上进行对抗比赛 5 min。为了实验稳定性,将双方策略先后加载为蓝、黄两方,共计进行 3 组 6 次对抗比赛。结果如表 3 所示。

表 3 本文方法和最短时间法性能指标比较

| 组  | 对阵情况 | 控球时间/s    | 抢断次数   | 被抢断次数  | 射门次数  | 进球数  |
|----|------|-----------|--------|--------|-------|------|
| A  | 蓝:黄  | 192:108   | 20:8   | 8:20   | 15:5  | 3:0  |
|    | 黄:蓝  | 180:120   | 16:9   | 9:16   | 13:6  | 2:1  |
| B  | 蓝:黄  | 198:102   | 18:9   | 9:18   | 14:4  | 2:1  |
|    | 黄:蓝  | 182:118   | 17:10  | 10:17  | 13:5  | 2:0  |
| C  | 蓝:黄  | 189:111   | 22:11  | 11:22  | 13:4  | 3:1  |
|    | 黄:蓝  | 179:121   | 17:9   | 9:17   | 13:6  | 1:1  |
| 总计 |      | 1 120:680 | 110:56 | 56:110 | 81:30 | 13:4 |

数据表明,本文提出的方法有效地提高了抢断次数和减少了被抢断次数,从而提高了控球时间,为射门争取了更多的机会,而射门质量的保证和射门次数的量变,最终决定了较高的进球数。

综合分析表明,本文提出的方法既能保证较快的击球速度又能保证一定的击球质量,具有较强的进攻威胁性。

6 结束语

本文提出了一种进攻时选择最佳进攻球员和最佳进攻点的方法。基于运动学规律和预测模型,具有良好的理论支持。实验表明,本文提出的方法具有较高的射门有效率并且有效

的提高了进球率。本文提出的方法同样可应用于最佳防守球员和最佳防守点的选择,并且本文中提出的有效进攻时间和可击球球员等概念可作为进攻状态和防守状态相互转换的判定因素。事实上,当在有效进攻时间内,我方没有球员能够击球时,则应该转换到防守状态,即进行最佳防守球员和相应最佳防守点的选择。如果能够对本文提出的各个关键技术点构建更优化的量化模型,本方法能够在更大程度上提高进攻能力和防守能力。

参考文献

[1] 田鹏飞, 王剑英. 动态最短路径算法及其仿真[J]. 计算机仿真, 2007, 24(6): 153-155.

[2] Chabini I. Discrete Dynamic Shortest Path Problems in Transportation Applications: Complexity and Algorithms with Optimal Run Time[C]//Proc. of Annual Meeting of Transportation Research Board. Washington D. C., USA: [s. n.], 1998.

[3] 柯文德, 彭志平. 基于时间最短的足球机器人进攻路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(14): 3746-3756.

[4] 周兰凤, 徐芳. 未知环境下分布式多机器人避碰协作算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 179-181.

[5] 白冰洋, 沈阳. 推算定位算法在拦截策略中的研究与应用[J]. 计算机仿真, 2009, 26(3): 169-255.

编辑 金胡考