

基于人计算的小鼠行为识别

刘 景*, 邓莎莎, 童 晶, 陈正鸣

(河海大学 物联网工程学院, 江苏 常州 213022)

(*通信作者电子邮箱 liuj@hhuc.edu.cn)

摘 要:已有的计算机视觉自动分析系统很难准确识别小鼠行为,因此普遍采用专家对大量的视频图像进行行为标注的方法获得真实值,但专家标注存在一定的主观误判。针对上述问题,提出将人计算思想应用于小鼠行为识别中,让人辅助计算机识别小鼠行为。首先利用人在视觉感知等方面的优势,以及网络的众众、协同性,把人作为分布式个体处理单元,将小鼠行为视频按帧分配给网络上的人,同一帧图像由若干人进行行为分类;然后计算机系统对所有有效的分类结果进行统计、分析和处理,实现对视频图像序列的行为分类。实验表明,该方法在有限代价下,能够有效地提高小鼠行为的正确识别率。

关键词:人计算;小鼠行为识别;微任务;质量控制;优化

中图分类号:TP39;TP31 **文献标志码:**A

Mouse behavior recognition based on human computation

LIU Jing*, DENG Shasha, TONG Jing, CHEN Zhengming

(College of IOT Engineering, Hohai University, Changzhou Jiangsu 213022, China)

Abstract: The mouse behaviors cannot be accurately recognized by the existing computer vision-based automatic analysis system, and the ground truth is generally achieved from experts' annotation on a massive number of video images. However, to some extent, subjective misjudgments are unavoidable. To solve these problems, a human computation-based mouse behavior recognition method was proposed in this paper. Because of the superiority of human visual perception, and the decentralization and cooperation of the Internet, human brains were treated as processors in a distributed system. Firstly, every mouse behavior frames were distributed to on-line individuals randomly, and each behavior frame was classified by a large number of on-line individuals. Secondly, all the effective classifications from the on-line individuals were collected, analyzed and processed by computer system, thus realizing the final mouse behavior classification based on these frame sequences. The experimental results show that the proposed method is effective to improve the correct recognition rate of mouse behaviors with limited cost.

Key words: human computation; mouse behavior recognition; micro-task; quality control; optimization

0 引言

2005年卡耐基梅隆大学的 von Ahn 在其博士论文《Human computation》中第一次正式提出人计算的思想^[1]。人计算基于人具有的优于计算机的能力,将人脑看成“人处理器(Human Processor, HP)”,借助群脑智慧,以众人集体计算的方式辅助计算机解决单纯使用计算机技术难以解决的问题。

人能轻易识别各种扭曲文字,而计算机却做不到。基于这一事实,von Ahn 在 2000 年研究并提出验证码(Completely Automated Public Turing test to tell Computers and Human Apart, CAPTCHA^[1-2]),即登录网站时用扭曲文字图片作为检验码,以防止密码被盗用。2007 年,von Ahn 将 CAPTCHA 拓展为另一种验证码 ReCAPTCHA^[3],将古旧书籍中利用文字识别技术很难识别的字符串,借助人类大脑进行辨别,以辅助计算机实现古旧书籍的数字化,ReCAPTCHA 就是人计算思想的来源。现在人计算作为计算机技术研究的一个热门方

向,已被应用到计算机图形学^[4]、人机交互^[5]、人工智能^[6]、艺术^[7]、商业^[8]等领域。人计算思想基于人的优势,为计算机相关领域学者解决目前的一些难题提供了一个全新的视角。

将视频中人和动物的行为进行自动分类识别,是计算机视觉领域最具挑战的研究工作之一。实验动物行为分析中最常用的是小鼠自发活动实验,分析小鼠自发行为可为动物行为学、神经科学、药理学和遗传学等研究工作提供重要支持。目前自动识别行为方法主要有基于传感器监测的方法(如压电传感器^[9]、红外传感器^[10]、射频识别^[11]),以及基于数字图像处理与分析的方法^[12-13]等。这些算法基于简单运动分析,能有效监测并识别一些简单的小鼠行为,但专家标注的作为真实值的行为标签通常存在一定的主观误判问题,影响系统性能评估。纯粹利用计算机技术准确识别小鼠各种行为仍是一项相当困难的工作。

受人计算思想启发,鉴于人脑能迅速感知视频图像中的复杂行为信息并做出判断,本文提出基于人计算的小鼠行为

收稿日期:2013-07-29;修回日期:2013-09-13。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61202284)。

作者简介:刘景(1973-),男,山东费县人,副教授,博士,CCF 高级会员,主要研究方向:计算机图形学、计算机视觉; 邓莎莎(1987-),女,湖北随州人,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉; 童晶(1981-),男,江苏扬州人,讲师,博士,主要研究方向:计算机图形学、计算机视觉; 陈正鸣(1965-),男,浙江东阳人,教授,博士,CCF 高级会员,主要研究方向:特征造型与识别、CAD/CAM 集成。

识别方法。

1 人计算算法

人计算算法的思想核心是由“人让机器计算”转为“机器让人计算”。在常规计算机算法中,人通过计算机的任务界面和预先编制的应用程序让计算机处理任务,并把处理结果反馈给用户,如图 1 所示。而在人计算算法中,系统首先将一个任务分成若干微任务;然后利用网络的分布、协同作用,将微任务分给人处理;最后接收人的反馈信息并处理得到结果。通过这种方式让人辅助计算机解决问题,如图 2 所示。

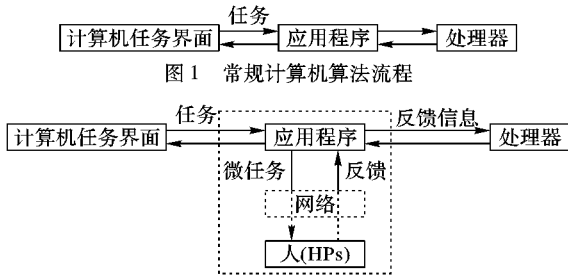


图 2 人计算算法流程

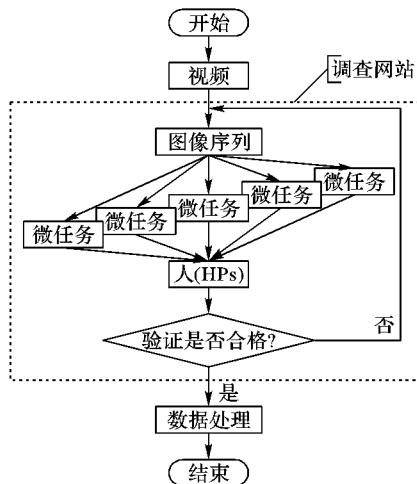
计算机的优势在于能够对信息进行快速存储、复制、传输、比较、排序和检索;人脑的优势在于能联想、推理、分析和归纳,因而可以快速识别图片、场景及生活片段并作出反应;“群脑”的优势在于智慧的互补。人计算算法中,人不仅可以发挥其优势与计算机互动,而且可以利用人群互补,达到人机交互的最佳状态,获得比单个专家更合理的结果^[14]。

2 基于人计算的小鼠行为识别方法

2.1 算法流程

本文算法思路是:根据已定义的小鼠行为,发挥群脑的优势,让人对小鼠视频的每帧图像进行行为分类,根据每帧图像的多个判别结果来确定小鼠行为的最终分类。人识别每帧行为图像的过程就是执行一个微任务的过程。为提高人判别结果的可信度,在系统中预置行为已知的图像以进行质量控制。

算法流程如图 3 所示。



基于该流程的算法步骤如下:

1) 从视频 U 提取小鼠运动图像序列 $V = \{I_i | i \in \mathbf{N}\}$, 在 V 中挑选 m 帧行为易识别的图像进行正确标注, 构成行为已

知的图像集 $S = \{s_j | j = 1, 2, \dots, m\}, m \ll n$ 。

2) 在调查网站中, 系统从 V, S 中分别随机抽取 $k(k < n)$ 帧、 $q(q < m)$ 帧无重复图像, 将 $k + q$ 帧图像任意组合构成一组微任务。

3) 系统随机给每个用户分配一组微任务。

4) 用户执行微任务, 并提交分类结果。

5) 系统对用户的反馈结果进行质量控制: 在用户反馈的一组微任务的判别结果中, 若 q 帧行为已知图像的结果与系统存储的正确标签都匹配, 则反馈信息合格, 系统将该用户的所有判别结果存储在数据集 R' 中; 否则, 反馈信息不合格, 转步骤 2)。

6) 当所有用户都完成微任务并提交判别结果后, 系统处理数据, 计算出图像序列的行为分类结果。

2.2 定义小鼠行为

文献[15]将笼中单只小鼠的行为录制成两个视频数据库, 第二个数据库 full database 包含 12 段不同时段的连续小鼠行为视频, 每段视频时长 30 ~ 60 min。本文视频均来自 full database, 为研究和论述方便, 将视频中小鼠的活动定义为表 1 中 8 种行为^[15], 典型行为如图 4 所示。

表 1 小鼠 8 种行为表述

行为	英文	描述
悬挂	hang	前肢或后肢挂住且至少两个爪子悬空
吃	eat	嘴在食物容器处够到食物或咀嚼
喝	drink	嘴在水龙头处
站立	rear	前肢离地的站立姿势
走	walk	行走
修饰	groom	梳理毛发, 用前后肢打理面部或四肢
微微移动	micro-movement	头或四肢稍稍移动
休息	rest	一动不动, 完全静止

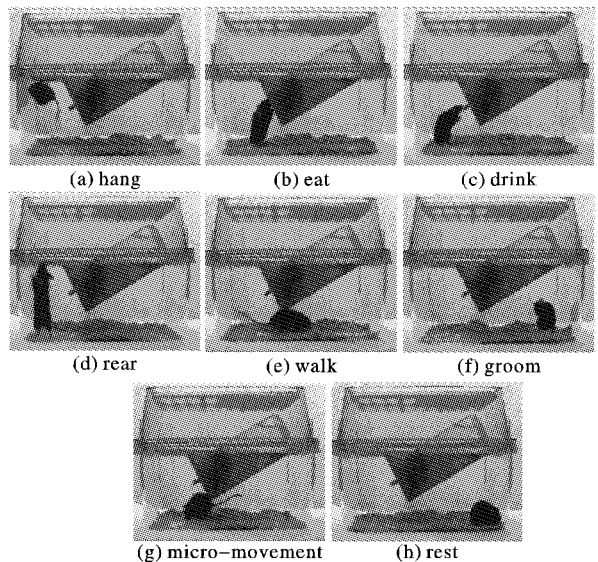


图 4 小鼠的 8 种典型行为

2.3 定义微任务

定义合理的微任务是人计算算法的关键步骤之一。通常执行微任务的人不具备相关专业知识, 因此微任务的定义至少应具备以下三个特点^{[4]3}:

1) 简单。人能方便快速地完成微任务。

2) 相互独立。人能并行地完成各自的微任务。

3) 花费少。通常将微任务放在调查网站 Amazon Mechanical Turk 上进行调查,并付给参与者一定报酬。定义的微任务越简单,人执行微任务耗费的时间和资金越少。

本文微任务定义如下:通过观察小鼠行为图像 I_i 所在视频 U ,结合表1中8种行为对 I_i 中小鼠行为进行分类。微任务的执行界面如图5所示,用户根据右边视频,选择一项与第97帧图像相符的行为。播放器下方箭头指向 I_i 在视频 U 中位置。

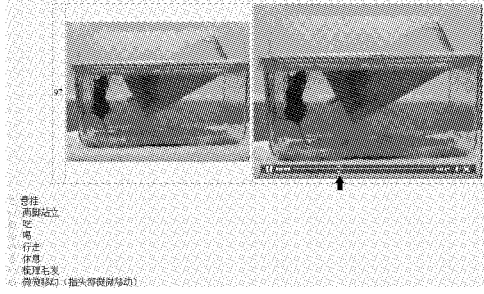


图5 微任务执行界面

2.4 质量控制

由于主观差异,对同一帧行为图像,不同的人可能有不同的判别结果;另外,有些图像的小鼠行为确实存在歧义。因此必须采取措施提高人反馈信息的可靠性,以得到更准确的分类结果。

本文采用两种方法提高信息可信度:

1) 将几帧行为已知的图像与多帧行为未知的图像任意排列组合成一组微任务,若行为已知图像的判别结果与正确标签不一致,则系统拒绝接收该组微任务的判别结果。

2) 每帧图像由多人识别,根据该帧图像的所有有效数据确定其最终分类结果。

2.5 数据处理

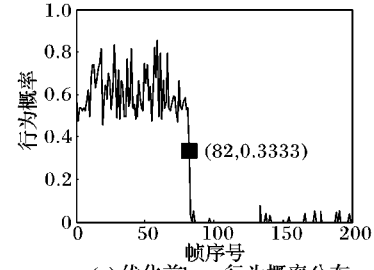
为论述方便,将表1中8种小鼠行为记为 $X = \{x_j | j = 1, 2, \dots, m\}$, $m = 8$ (下文若无特殊说明, m 取值均为8)。将图像 I_i 被人判为 x_j 的概率定义为 I_i 的 x_j 行为概率,每帧图像有8种行为概率。本文进行数据处理的思路是:根据系统接收的判别结果,求出每帧图像的8种行为概率的最大值,将最大值对应的行为作为该帧图像的最终分类结果。

系统接收的所有图像判别结果 R' 中, I_i 有 l_i 个判别结果, $num_{i,j}, p'_{i,j}$ 分别表示 I_i 被判为 x_j 的个数和概率,则

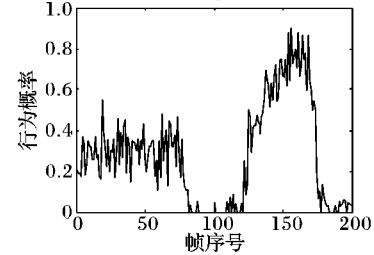
$$p'_{i,j} = num_{i,j} / l_i \quad (1)$$

其中 $i \in \mathbf{N}$, $j = \{1, \dots, m\}$ 。由 $Maxp'_i = \{\max(p'_{i,j}) | j = 1, 2, \dots, m\}$ 求出 I_i 的8种行为概率中的最大值。对 I_i 进行行为分类的最直观的方法是,直接将 $Maxp'_i$ 对应的行为作为 I_i 分类结果。以200帧图像序列 $V = \{I_i | i = 1, 2, \dots, 200\}$ 为例,其 hang, eat 行为概率分布如图6所示, (a) 中坐标 (82, 0.3333) 表示第82帧图像被判为 hang 的概率为 0.3333。

图6中两条未优化的行为概率曲线变化较剧烈,存在噪声大、不平滑等优点。根据生物行为连续性,连续几帧图像中的小鼠行为变化应较平稳。据调研,上述问题主要是由于实验小鼠个头小、速度快,视频中局部动作可能被遮蔽,造成人判断视频图像信息时带有主观性。这种概率曲线会降低 I_i 的 x_j 行为概率的可信度,因此有必要对每帧图像的8种行为概率进行优化。



(a) 优化前hang行为概率分布



(b) 优化前eat行为概率分布

图6 优化前的 hang, eat 行为概率分布

为减小噪声,考虑将小鼠行为的连续性作为约束条件,通过最小化能量函数 ε 优化行为概率, ε 表达式如式(2):

$$\varepsilon = \varepsilon_d + \lambda \varepsilon_s \quad (2)$$

其中: ε_d 为数据项,控制行为概率优化前、后的近似度; ε_s 为平滑项,用于约束连续两帧图像的行为连续性;参数 λ 的大小控制 $\varepsilon_d, \varepsilon_s$ 间的相对重要性且 $\lambda > 0$, λ 越小解越接近原始的行为概率, λ 越大解越易满足平滑项的约束。 $\varepsilon_d, \varepsilon_s$ 表达式分别如下:

$$\varepsilon_d = \sum_{i=1}^n \|p_{i,j} - p'_{i,j}\|^2 \quad (3)$$

$$\varepsilon_s = \sum_{i=1}^n \|p_{i,j} - p_{i+1,j}\|^2 \quad (4)$$

其中 $j = \{1, 2, \dots, m\}$ 。式(3)中 ε_d 表示优化前、后,图像 I_i 的 x_j 行为概率 $p'_{i,j}, p_{i,j}$ 的接近程度;式(4)中 ε_s 表示优化后,连续两帧图像 I_i, I_{i+1} 的 x_j 行为概率 $p_{i,j}, p_{i+1,j}$ 间的差异,差异越小,概率曲线越平滑。

设 $\mathbf{P}'_j = [p'_{1,j}, \dots, p'_{i,j}, \dots, p'_{n,j}]^T$, $\mathbf{P}_j = [p_{1,j}, \dots, p_{i,j}, \dots, p_{n,j}]^T$ 分别为优化前、后,图像序列 $V = \{I_i | i \in \mathbf{N}\}$ 中所有图像的 x_j 行为概率的矩阵。由式(2)、(3)、(4)最小化能量函数 ε , 等价于求以下矩阵方程的最小二乘解:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{E}_{n \times n} \\ \lambda \mathbf{A}_{n \times n} \end{bmatrix} \mathbf{P}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{P}'_j \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: $j = \{1, 2, \dots, m\}$, $\mathbf{A}_{n \times n}$ 为单位上三角矩阵。 $2n$ 个方程中前 n 个方程对应式(3),后 n 个方程对应式(4)。最小二乘解 \mathbf{P}_j 使得能量函数 ε 取极小值。 $X = \{x_j | j = 1, 2, \dots, m\}$ 中各种行为相互独立,分别优化求解 \mathbf{P}_j ($j = 1, 2, \dots, m$),即可得 $V = \{I_i | i \in \mathbf{N}\}$ 的8种行为概率的矩阵 $\mathbf{P} = [\mathbf{P}_1, \dots, \mathbf{P}_j, \dots, \mathbf{P}_m]$ 。

上述图像序列 $V = \{I_i | i = 1, 2, \dots, 200\}$ 优化后 hang, eat 行为概率分布如图7所示,对比图6,噪声明显减小。优化后,图像 I_i 的8种行为概率中的最大值 $Maxp_i = \{\max(p_{i,j}) | j = 1, 2, \dots, m\}$, 将 $Maxp_i$ 对应的行为 $crowdsx_i$ ($crowdsx_i \in X$) 作为 I_i 的分类结果,则图像序列 $V = \{I_i | i \in \mathbf{N}\}$ 行为分类结果的集合 $crowdX = \{crowdsx_i | i \in \mathbf{N}\}$ 。

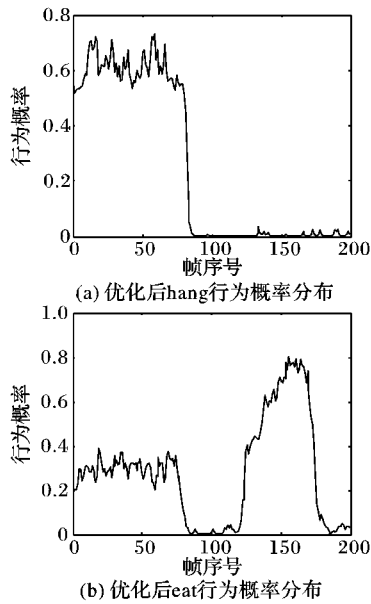


图7 优化后的 hang、eat 行为概率分布

3 算法测试与实验分析

文献[15]中专家根据表1的8种小鼠行为,对视频中的每帧图像分别进行了标注。本文从文献[15]的 full database 中选取视频段进行算法测试。首先搭建调查网站,用户进入网站执行微任务,系统接收合格的判别数据;然后用 Matlab 对用户判别数据进行优化;最后将优化结果与 full database 中相应专家标注结果进行比较,检验验证该方法的有效性。

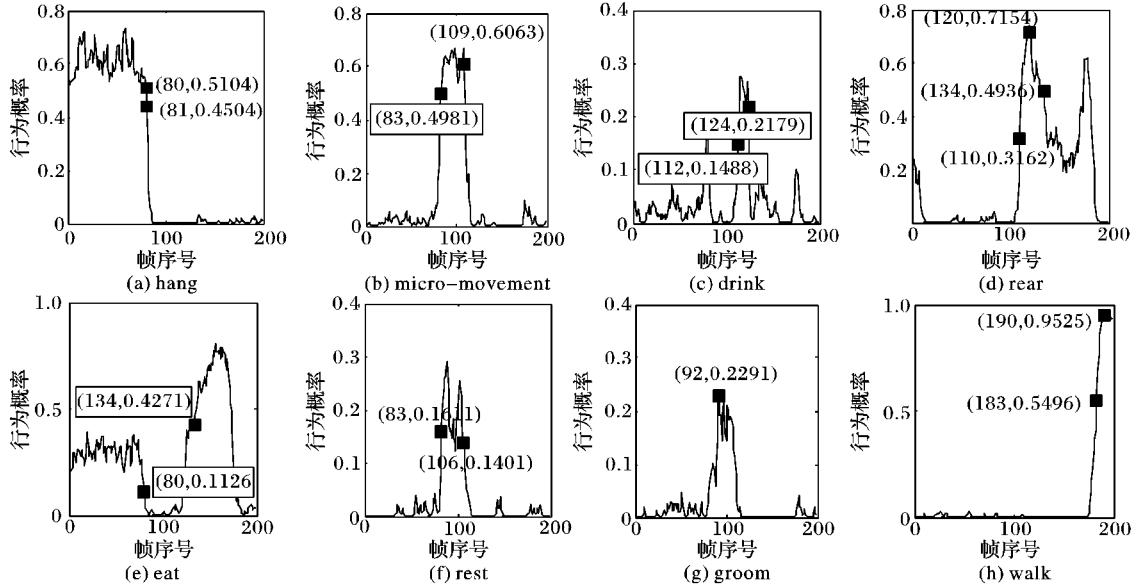


图8 图像序列 V_1 的 8 种行为概率分布

图像序列 V_1 的最大行为概率分布如图 9(a) 所示,(187, 0.9001)表示 V_1 中第 187 帧图像的最大行为概率值为 0.9001。将 V_1 的人计算分类结果 $crowdsX_1$ 与文献[15]中相应的专家分类结果 $expertsX_1$ 进行比较,对比结果如图 9(b) 所示,(81,5)、(81,4)分别表示第 81 帧图像对应的专家分类结果为 micro-movement、人计算分类结果为 hang。 V_1 中,行为变化幅度较小的图像,其最大行为概率均在 0.5 以上;行为发生突变的一瞬间图像,如图 9(a)中第 82 帧图像,其最大行为概率虽然低于 0.5,但核对视频后证明图 9(b)中人计算标注的

3.1 实验方案

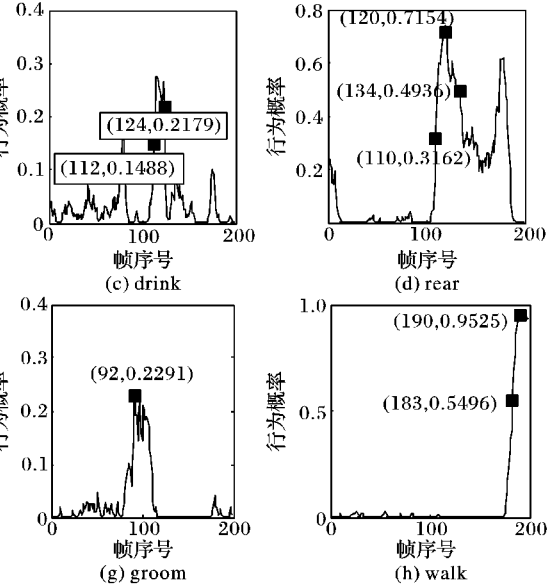
在 full database 中选取 4 组小鼠运动图像序列,每组图像序列均由 200 帧连续图像构成,即 $V_k = \{I_{ki} | i = 1, 2, \dots, 200\}$,其中 $k = \{1, 2, 3, 4\}$ 。为便于人准确判断图像 I_{k1}, I_{k200} 的行为,截取 I_{k1} 的前 60 帧图像及 I_{k200} 后的 60 帧图像,按时间顺序与 V_k 合成视频 U_k (帧率 15 fps,时长 21.3 s)。

首先人进入调查网站,结合视频 U_k 判断 V_k 中图像 I_{ki} 的行为;然后系统接收有效判别结果;最后计算机处理并优化各种行为概率,求出行为结果。 V_k 的 8 种行为概率矩阵 $P_k = [P_{k1}, \dots, P_{kj}, \dots, P_{km}]$, 其中 $P_{kj} = [P_{k1,j}, \dots, P_{ki,j}, \dots, P_{k200,j}]^T$ 。优化过程中,据多次试验, λ 值取 0.1。优化后, I_{ki} 的 8 种行为概率的最大值 $Maxp_{ki} = \{\max(p_{ki,j}) | j = 1, 2, \dots, m\}$,用 $Maxp_{ki}$ 对应的行为 $crowdsx_{ki} (crowdsx_{ki} \in X)$ 作为 I_{ki} 的最终分类结果,则 $V_k = \{I_{ki} | i = 1, 2, \dots, 200\}$ 行为分类结果的集合 $crowdsX_k = \{crowdsx_{ki} | i = 1, 2, \dots, 200\}$ 。

3.2 实验分析

3.2.1 实验结果分析

实验结果分析以图像序列 $V_1 = \{I_{1i} | i = 1, 2, \dots, 200\}$ 为例, V_1 优化后的 8 种行为概率分布如图 8(a) ~ (h) 所示,(a) 中(80,0.5104)表示第 80 帧图像被判为 hang 的概率为 0.5104。本文方法对易混淆的行为区分度较高。如图(b)、(f)、(g),第 81~110 帧图像的 micro-movement 行为概率明显大于 rest、groom 行为概率;图(d)、(e)中,第 120~134 帧图像的 rear 行为概率大于 eat 行为概率。8 种行为中 walk 识别率最高,为 0.95 以上,如图(h)所示。



结果正确。

图 9 中部分分类结果被矫正的图像如表 2 所示。

表2 图像序列 V_1 中部分矫正图像的两种分类结果说明

序号	图像	人计算分类	专家分类
V_1 _81	图 10(a)	hang	micro-movement
V_1 _110	图 10(b)	micro-movement	drink
V_1 _121	图 10(c)	rear	eat

从表 2 可以看到,在辨别行为有歧义的图像时,利用群脑

能得到比单个专家更准确分类结果,如第121帧图像。

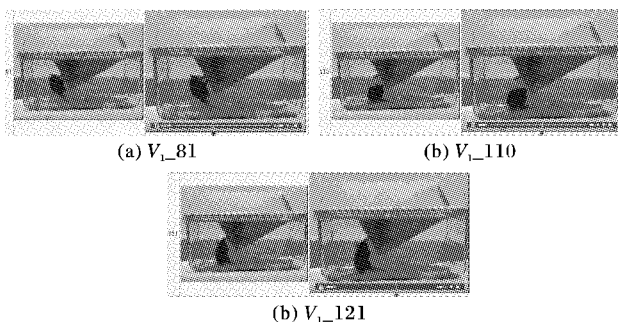
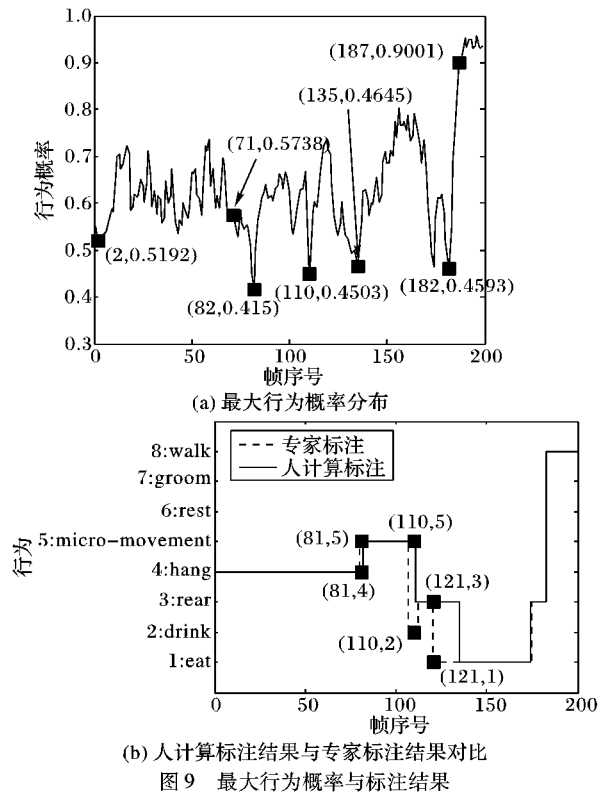


图10 图像序列 V_1 中部分矫正图像

四组图像序列的分类结果矫正率如表3所示(矫正率=人计算分类正确而专家分类错误的图像帧数/图像序列总帧数),可知人计算方法能有效提高小鼠行为标签的正确率。

表3 图像序列分类结果的矫正率

图像序列 V_k	矫正率/%	图像序列 V_k	矫正率/%
V_1	9	V_3	11
V_2	15	V_4	14

3.2.2 实验代价分析

实验代价分析如表4所示。

1) 微任务执行情况。系统每次分给一位参与者20个微任务(包括行为已知图像),若有足量的人同时参与,则所有的微任务将在6.67 min内完成。

2) 经济、时间代价。从网站问卷开始到参与者开始执行微任务,通常有等待时间延迟,本实验将问卷作为课堂调研不考虑该问题。相比基于计算机视觉的自动识别系统,该方法节约了雇佣专家标注的成本,以及购买或租用服务器进行机器学习 and 分类的成本,但时间代价较大。

表4 实验代价分析

分析项	数据
执行每个微任务平均花费时间/s	15~20
执行每个微任务的平均人数	14.6
每个参与者提交的有效微任务个数	32
参与者总数	365
花费金额/元	150

4 结语

本文将人计算思想首次应用到小鼠行为识别问题中,实验结果证明该方法能够得到比专家更准确的分类结果,利用人群智慧能辅助计算机识别小鼠行为。该方法减少了实验人员的工作量,降低了系统成本。本实验分类结果用作计算机自动识别系统的真实值,将有利于系统性能评估。本文方法也可应用到实际环境中复杂背景下人的行为识别,但由于存在等待时间延迟问题,该方法尚不能进行实时行为分类。高效率地吸引大量参与者参加人计算,减少等待时间,是本文今后重点工作之一。

参考文献:

- [1] von AHN L. Human computation [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2005.
- [2] von AHN L, BLUM M, LANGFORD J. Telling humans and computers apart automatically[J]. Communications of the ACM, 2004, 47(2): 56-60.
- [3] von AHN L, MAURER B, MCMILLEN C, et al. ReCAPTCHA: human-based character recognition via Web security measures[J]. Science, 2008, 321(5895): 1465-1468.
- [4] GINGGOLD Y, SHAMIR A, COHEN OR D. Micro perceptual human computation for visual tasks[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(5): 1-12.
- [5] BERNSTEIN M S, BRANDT J, MILLER R C, et al. Crowds in two seconds: enabling realtime crowd-powered interfaces [C]// Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York: ACM, 2010: 33-42.
- [6] BIGHAM J P, JAYANT C, JI H, et al. Vizwiz: nearly real-time answers to visual questions[C]// Proceedings of the 23rd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York: ACM, 2010: 333-342.
- [7] MORTON B G, SPECK J A, SCHMIDE E M, et al. Improving music emotion labeling using human computation[C]// Proceedings of the 2010 ACM SIGKDD Workshop on Human Computation. New York: ACM, 2010: 45-48.
- [8] IPEIROTIS P G. Analyzing the Amazon Mechanical Turk marketplace[J]. XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students, 2010, 17(2): 16-21.
- [9] MEGENS A, VOETEN J, ROMBOUTS J, et al. Behavioural activity of rats measured by a new method based on the piezo-electric principle[J]. Psychopharmacology, 1987, 93(3): 382-388.
- [10] DELLOMO G, VANNONI E, VYSSOTSKI A L, et al. Early behavioural changes in mice infected with BSE and scrapie: automated home cage monitoring reveals prion strain differences[J]. European Journal of Neuroscience, 2002, 16(4): 735-742.

误差为 $\delta = 0.23\%$ 。

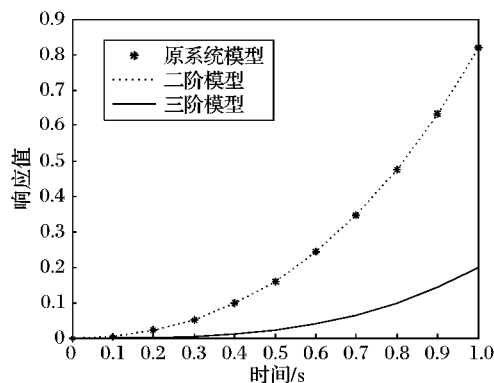


图4 二阶、三阶模型与原系统模型的单位阶跃响应

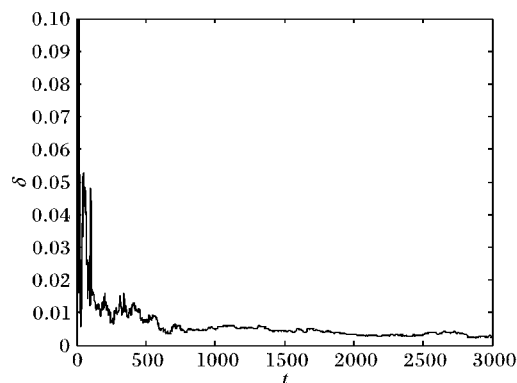


图5 参数误差变化曲线

4 结语

由仿真实验可以看出,本文将基于辅助模型递推最小二乘法行列式比定阶法扩展为系统阶次和参数的同步辨识,对原来行列式比定阶法增加了阶次的验证过程,确保了阶次辨识的准确性。阶次和参数的同步辨识为整个系统的辨识减少了很大的计算量,也节约了辨识时间,并且阶次和参数估计具有很好的收敛精度,随着数据长度的增加,辨识出来的参数逐渐趋向于其真值,参数估计的精度也越来越高。将其他的阶次辨识方法和参数估计方法的结合也有很大的研究空间。

参考文献:

- [1] Ljung L. System identification: theory for the user[M]. London: Pearson Education, 1998.
- [2] Yin H. Order identification for single-input single-output systems [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2012: 21–34. (殷环环. 单输入单输出系统阶次辨识方法[D]. 无锡: 江南大学, 2012: 21–34.)
- [3] Fang C, Xiao D. Process identification[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1988. (方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 1988.)
- [4] Li Y, Zhang K, Yu R. System identification theory and application[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2011. (李言俊, 张科, 余瑞星. 系统辨识理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.)
- [5] Ding T, Ding F, Liu Q, et al. Structure determination of the order of state-space models[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2002, 42(1): 108–110. (丁韬, 丁锋, 刘泉, 等. 状态空间模型方程阶次的辨识[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2002, 42(1): 108–110.)
- [6] Bao X. Model order determination and noise removal for modal parameter estimation of offshore platform structures[D]. Qingdao: China Ocean University, 2010. (包兴先. 基于模型定阶和信号消噪的海洋平台结构模态参数识别研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2010.)
- [7] Ding F. System identification. Part A: Introduction to the identification[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology, 2011, 3(1): 1–22. (丁锋. 系统辨识(1): 辨识导引[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 3(1): 1–22.)
- [8] Huang Z, Chen J, Li D. Simultaneous identification of system order and parameters based on rational fraction equality[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2003, 43(6): 794–797. (黄祖毅, 陈建清, 李东海. 基于有理分式等价的系统阶次和参数同时辨识[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2003, 43(6): 794–797.)
- [9] Allemang R J, Brown D L. A unified matrix polynomial approach to modal identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 1998, 211(3): 301–322.
- [10] Zhu Y. Multivariable system identification of process control[M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 2005. (朱豫才. 过程控制的多变量系统辨识[M]. 长沙: 国防科学技术大学出版社, 2005.)
- [11] Ding F. System identification. Part D: Auxiliary model identification idea and methods[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology, 2011, 3(4): 289–318. (丁锋. 系统辨识(4): 辅助模型辨识思想与方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 3(4): 289–318.)
- [12] Wang D. Recursive extended least squares identification method based on auxiliary models[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(1): 51–56. (王冬青. 基于辅助模型的递推增广最小二乘辨识方法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(1): 51–56.)
- [13] Ding F, Chen T. Combined parameter and output estimation of dual-rate systems using an auxiliary model[J]. Automatica, 2004, 40(10): 1739–1748.
- [11] Lewejohann L, Hopmann A M, Kegel P, et al. Behavioral phenotyping of a murine model of Alzheimer's disease in a seminaturalistic environment using RFID tracking[J]. Behavior Research Methods, 2009, 41(3): 850–856.
- [12] Zhang M. Study and application of animal behavior automatic analysis based on posture recognition[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2005. (张敏. 基于体态识别的动物行为自动分析研究与应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.)
- [13] Burgos - Artizzu X P, Dollar P, Lin D, et al. Social behavior recognition in continuous video [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2012: 1322–1329.
- [14] Ginggold Y, Vouga E, Grinspun E, et al. Diamonds from the rough: improving drawing, painting, and singing via crowdsourcing [C]// Proceedings of the AAAI Workshop on Human Computation. Cambridge: MIT Press, 2012: 78–84.
- [15] Jhuang H, Garrote E, Yu X, et al. Automated home-cage behavioural phenotyping of mice [J]. Nature Communications, 2010, 1(5): 1–9.

(上接第537页)