

引文格式:董卫华,王圣凯,王雪元,等.地图线状要素眼动识别的朴素贝叶斯方法[J].测绘学报,2021,50(6):749-756. DOI:10.11947/j. AGCS.2021.20210048.
DONG Weihua, WANG Shengkai, WANG Xueyuan, et al. A naive Bayesian method for eye movement recognition of map linear elements[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(6): 749-756. DOI: 10.11947/j. AGCS. 2021. 20210048.

地图线状要素眼动识别的朴素贝叶斯方法

董卫华^{1,2}, 王圣凯^{1,2}, 王雪元^{1,2}, 杨天宇^{1,2}

1. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875; 2. 北京师范大学地理空间认知与可视分析实验室, 北京 100875

A naive Bayesian method for eye movement recognition of map linear elements

DONG Weihua^{1,2}, WANG Shengkai^{1,2}, WANG Xueyuan^{1,2}, YANG Tianyu^{1,2}

1. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. Research Center of Geospatial Cognition and Visual Analytics, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: At present, eye tracking technology has been widely used in human-computer interaction, user behavior recognition and prediction, but how to automatically identify user’s eye movement behavior in map reading is still a challenge. This paper proposed a method based on the naive Bayesian classification model to identify the users’ behavior when performing linear feature recognition. We first conducted an eye tracking experiment to acquire users’ eye movement dataset of map reading. Then we extracted and discretized 250 eye movement features involved in the algorithm, and used minimum redundancy maximum relevance algorithm to further select the features. The results show that when the attribute selection method is $m = 5$ using mutual information quotient, the classification accuracy is 78.27%. And when using mutual information difference and $m = 4$, the classification accuracy is 77.01%. We suggested that the proposed method can effectively identify the first elements in the map using eye movement data. This study explores the interaction technology by combining the eye tracking, laying the foundation for the future of designing gaze-controlled interactive map. The proposed method based on naive Bayesian model in this paper is comparable to the existing methods. In addition, the execution efficiency of the model is greatly improved due to the reduction in the number of features. The eye-track recognition algorithm of map reading behavior proposed in this study lays a foundation for future gaze-controlled interactive map research.

Key words: eye movement recognition; map reading behavior; naive Bayesian classifier; feature selection; minimum redundancy maximum relevance

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(No. 41871366)

摘 要: 眼动追踪技术在人机交互、用户行为识别、预测等方面得到了广泛应用,但是如何自动识别用户的地图阅读行为,眼动行为仍具有一定的挑战性。本文提出了一种基于朴素贝叶斯分类模型的方法识别用户阅读地图线状要素时的眼动行为。本试验首先通过 25 名被试者阅读地图过程中的眼动行为进行数据采集,然后提取了 250 个眼动特征并对其进行离散化处理,采用最小冗余最大相关方法进行特征选择排序。结果显示,当采用信息熵法,特征数量为 $m = 5$ 时分类准确率最大为 78.27%;而采用信息差法,特征数量为 $m = 4$ 时分类准确率达到最大值为 77.01%。本文提出的基于朴素贝叶斯的方法在准确率方面优于已有研究方法。此外,由于特征数量的减少,大幅提高了算法的执行效率。本文提出的地图阅读行为眼动识别方法,为未来眼控交互式地图研究奠定基础。

关键词: 眼动识别; 地图读图行为; 朴素贝叶斯分类器; 特征选择; 最小冗余最大相关

中图分类号: P208 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-1595(2021)06-0749-08

基金项目: 国家自然科学基金(41871366)

近年来,眼动追踪技术在地图学领域得到了广泛发展^[1],并应用于用户行为分析^[2-3]、人机交互^[4-5]、产品可用性评价等方面^[6-7]。地图在提高人的空间认知效果方面具有显著作用^[8],但当前地图信息传输模式在一定程度上限制了人的空间感知与认知^[9]。研究发现,地图信息的传输效率依赖于人脑信息处理效率和视觉注意的认知能力^[10-12]。相比于传统信息传输设备,眼动交互被认为是更自然、更直接的交互手段^[13]。已有研究通过眼动追踪技术探究了用户阅读不同类型地图时的读图行为以及信息搜索与加工过程^[14-15]。如何自动识别用户阅读地图要素的眼动行为,对于提高用户地图交互、信息搜索的效率,具有重要应用价值。

现有地图要素眼动识别研究主要以视点位置直接对地图要素进行匹配。文献[16]提出了一种基于马尔可夫的视点-地图要素匹配的算法。该研究主要针对路网图进行视点与路线矢量要素的匹配问题,在算法层面上对眼动数据与实际观看的地图要素的匹配进行了探究。文献[17]建立了一个城市旅行规划系统——iTourist。系统以某地的地图和一些图片作为交互刺激材料,通过对用户的视点进行兴趣得分建模,当得分达到某一阈值时激活该目标。但是,采用视点位置进行匹配时,准确率较低,尤其对线状要素的提取效果较差。

研究表明,用户地图读图行为受地图类型和读图任务的影响较大^[18],基于用户对地图的认知特征以及要素阅读行为构建模型有助于提高地图要素识别准确率。此外,眼动视觉行为识别算法的效率也是目前的研究难点。文献[3]通过支持向量机(support vector machine,SVM)利用眼动数据识别用户读图行为,包括自由查看、搜索、路线规划、中心搜索、路线追随和多边形比较,算法平均识别准确率为77.7%。但该算法涉及了大量的特征参数,效率较低。文献[19]关于某文档编辑软件使用的日常行为识别中采用机器学习的方法识别出书写、阅读和复制等操作行为,识别准确率在62%~83%。该算法采用了特征选择处理,提高了模型效率。因此,需要结合用户视觉行为特征,同时进行特征选择,降低特征冗余度,以提高模型效率。

线状要素作为狭长的空间实体,其阅读行为识别相较于点要素和面要素具有特殊性,无法通过空间位置定位和面积占优的方法进行有效识别。线状要素阅读行为较为复杂,包括起点终点搜索、流线跟踪、要素对比等^[15]。因此,本文拟围绕对线状要素阅读行为的眼动识别,通过设计眼动追踪试验,采集用户地图读图过程中的视觉行为数据,基于朴素贝叶斯分类器(naive Bayesian classifier,NBC)的机器学习方法,实现眼控交互过程中地图线状要素阅读行为识别算法,最后对算法的效率和准确率进行评估。

1 地图交互眼动试验设计

试验分为试验准备、眼动试验、眼动数据获取、数据分析、特征提取和结论6个部分。

(1) 试验准备阶段,根据试验目的,分别选取30幅以线条为主的线型地图和30幅普通地图。为确保眼动试验的可靠性,对被试者进行合理选取,样本容量足够大。被试者选取应考虑的因素:年龄、性别、专业分布,是否色盲、近视或远视。

(2) 眼动试验阶段,保证试验环境的稳定性,被试者在试验过程中不应受到任何非试验因素的干扰。

1.1 被试者

试验共选取25名被试者进行试验。这些被试者都来自北京师范大学地理科学学部专业的学生,分别是12女13男,年龄在19至25。所有被试者的视力均正常或矫正至正常,且未报告患有眼疾,能够产生正常的眼动数据。每名被试者产生60个眼动样本数据。

1.2 仪器

试验选用的仪器为:Tobii REX for developer 眼动仪(精确度为0.5°),数据传输率/采样频率为30 Hz;联想扬天一体机(22.9寸TFT显示屏),1280×1024像素,数据传输率/采样频率30 Hz, Tobii Interaction Engine 2.0.4, TobiiEyeX SDK for .NET 1.8。试验和数据处理过程是在Visual Studio平台下进行算法模型的开发和试验的设计。

1.3 试验材料

试验过程中选取的试验材料遵循以下原则:
(1) 同一任务下采用同样风格的地图,因为

分类器需要区分的是用户的地图行为,而不需要考虑地图设计。

(2) 参加试验的被试者需要对地图产品熟悉,即有地学背景,这样可以减少采样数据缺少噪声。

(3) 试验材料对于被试者是陌生的,防止先验经验对于试验数据的影响。

基于上述原则,总共设计出 60 幅图,30 幅图用于进行线状要素的跟踪和浏览选取,为防止用

户受其他因素干扰,地图中仅包含线状要素。另外 30 幅图选取自网络,进行其他任务,地图为普通地图,包括自由观看地图、点的选择等。

1.4 试验任务

(1) 针对线状要素的跟踪和浏览行为所采用的地图,被试者需要针对地图中的路线设计 1—3 条路线。为模拟现实生活中的路线规划,用户要求在所设计路线中选取一条最佳的路线并指出,如图 1 所示。

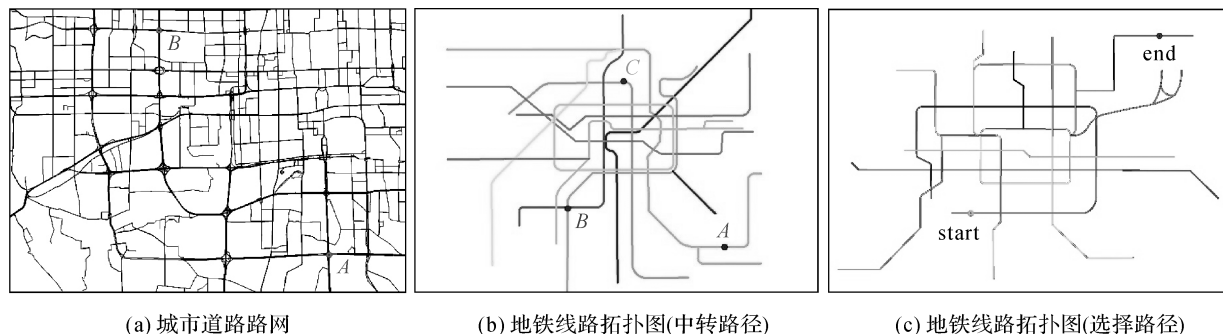


图 1 眼动试验刺激材料
Fig.1 Samples of eye tracking experiment materials

图 1 所包含的任务分别如下。

图 1(a):指出从 A 地到 B 地的 3 条不同铁路路线示意图。或指出从 A 地到 B 地的最佳路线,并用鼠标沿线指出。

图 1(b):指出从 A 地途径 B 地到达 C 地的 2 条不同路线走法,并用鼠标沿线指出。

图 1(c):指出从 start 到 end 的 3 条不同走法,并结合换乘次数和路线长度给出最佳路线。

总共 30 幅图 30 个不同的任务需要被试者去完成,这些地图全部由笔者自己设计或来自于互联网,保证用户在进行试验之前没有接触过类似的地图。

(2) 针对非线状要素的阅读行为,对另外 30 幅图则让用户自由观看地图和进行面状要素识别,用户在进行自由观看行为的时候为防止产生数据量过大,限制用户自由观看地图的时间为 25 s。面状要素识别具体为用户选取地图中形状类似生活中常见物体的图形,并指明该面状编号以及所像物体,时间限制在 30 s 以内。

2 基于朴素贝叶斯的地图线状要素眼动识别方法

2.1 算法框架

本文的算法框架共有 5 部分,具体如下:

2.1.1 眼动数据获取和预处理

对于采集到的 1500 个眼动样本,应用 I-VT 算法对注视点进行识别。I-VT 算法通过点与点之间的速率差异来区分注视点与眼跳点。当速率高于某一阈值的时候,该点就被定义为眼跳点;反之,则被认为是注视点。

2.1.2 眼动特征集构建

对上一步骤生成的注视点数据、眼跳数据、眼动轨迹数据进行进一步计算,一共提取了四大类特征,包括基于注视点的特征、基于眼跳点的特征、基于眼跳方向的特征以及基于视点编码序列的特征,共得到 250 个眼动特征,以作为算法输入数据集。

2.1.3 特征离散化过程

为了提高算法精度和效率,对生成的特征进行离散化。主要针对特征集进行了降维归约,针对连续的特征值使用平均值绝对差法进行离散化,将所有的数值用离散化的 0/1/-1 等值表示。

2.1.4 特征选择

由于特征较多,为了避免低效特征带来的输入冗余,需要对离散化后的特征进行特征选择。在特征选择过程中,采用最小冗余最大相关算法 (minimum redundancy maximum relevance, MRMR)^[20],通过计算特征与目标类别之间的相

关性、特征与特征间的冗余性,从最初的特征集中选取出新的一套最优的特征子集,使模型达到更高的准确度或者在保持原有准确度的基础上保持更优的效率。

2.1.5 基于朴素贝叶斯的眼动特征分类

眼动特征分类是典型的多类分类问题,本文采用朴素贝叶斯分类模型进行学习和分类^[21],构建地图线状要素阅读行为眼动识别方法。朴素贝叶斯分类模型是一种用于多类分类的集成机器学习方法,其核心思想在于特征的独立性。在朴素贝叶斯分类模型中,对于待分类的数据,根据其所具有的特征或属性,依据贝叶斯公式计算出各个类别的概率。最后算法选择概率最大的类别作为最终预测。

2.2 数据获取和预处理

通过眼动试验总共采集到了 1500 个眼动样本,各个数据的具体描述见表 1。

表 1 眼动样本数据描述

Tab.1 Description of eye movement sample data

类别	说明	数据类型
注视点	屏幕坐标(X,Y)	double
	时间戳(time)	long
	开始结束标识(start/end)	double
眼跳点	屏幕坐标(X,Y)	double
	时间戳(time)	long

对数据进行预处理,视点导出后为 gaze point at (x,y) @time 的格式,应用 I-VT 算法对注视点进行识别。I-VT 算法的原理如下:它是最简单的一种识别方法,通过点与点之间的速率差异来区分注视点与眼跳点。当速率高于某一阈值的时候,该点就被定义为眼跳点;反之,则被认为是注视点。这种方法的优点是运行效率高、直接简单并且便于实时运行。但是缺点也很明显,由于眼动追踪的噪音或平均时间数据造成的影响使点的速率在阈值附近摆动出现识别问题,造成本该单一的注视点被划分为多个注视点。

I-VT 的算法步骤如下:

- (1) 计算每一个视点与视点之间速度值,该速度的计算结合时间戳与屏幕像素位置得出。
- (2) 设置阈值,结合文献[21]研究中所提到的阈值,速度小于 3250 像素/s 时,定义该视点为注视点,直到下一个点的速度大于该阈值;而当速度大于 3250 像素/s 时,将其定义为眼跳点。
- (3) 将提取出的注视点存储至注视点组当

中,而移除位于注视点区间的眼跳点序列。

(4) 计算注视点的质心坐标,并存储至系统当中。

共有 242 个样本由于采样率不合格被排除。其中 103 个样本被剔除是因为采样点中出现 NaN(非数字)的情况,而另外 139 个样本则是样本中注视点采样异常,最终样本选取个数见表 2。

表 2 眼动样本数据统计

Tab.2 Statistics of Eye movement sample data

数据集名称	样本个数
线状要素阅读	728
非线性要素阅读	530

2.3 眼动特征集构建

对于单个被试者刺激材料眼动片段,采用以下 3 类特征来分别量化眼动统计特征和眼动时空特征,共计算了 250 种特征。

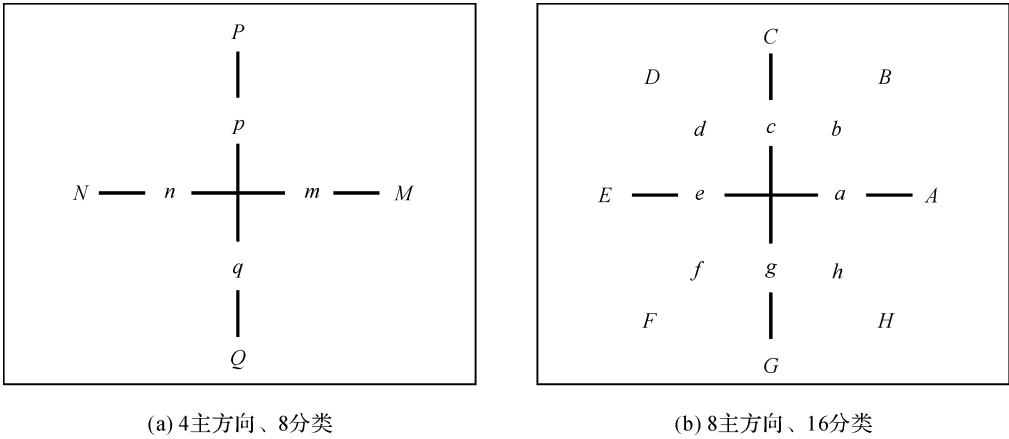
2.3.1 基本统计特征

这种类型的特征基于基本的眼动行为(注视和眼跳),它们在眼动追踪研究中被广泛采用为眼动指标^[22-25]。注视点的识别是对观察到的眼动行为的一种固有统计描述。通常视觉和认知加工被认为发生在这一行为进行之间。眼跳点是位于两个注视点之间的一种眼动数据分类,是反映用户搜索情况的眼动行为。分别对注视点和眼跳点指标进行统计,最终得到 32 个基本统计特征。

2.3.2 眼跳方向特征

这种类眼跳方向特征可用于量化眼球运动的方向特征,可以直观反映用户在完成不同任务时的信息搜索方式的不同。首先使用幅度(大幅度、小幅度)和主方向(4 方向、8 方向)方案对眼跳行为进行分类编码,得到 8 分类和 16 分类两种编码标准,如图 2 所示。其中大幅度眼跳和小幅度眼跳的区分基于眼跳之间的视角角度阈值 7.9°,结合用户到屏幕距离(一般认为是 60 cm),结合屏幕像素我们定义大幅度的眼跳距离阈值为 259 像素值^[26]。

进而,对于每个编码类别分别计算其眼跳幅度和眼跳持续时长的最大值、最小值平均值,方差和偏度,共计 120 个特征。此外,本研究还统计了相邻相同方向的连续眼跳点发生的频率,即对连续两个眼跳点落入同一方向的或者相邻方向的眼跳子集的个数进行统计,共计两个特征。



(a) 4主方向、8分类 (b) 8主方向、16分类

图 2 眼跳方向特征

Fig.2 Schematic diagram of saccade direction features

2.3.3 眼跳编码序列特征

受文献[19]的启发,采用滑动窗口算法,对眼跳编码字符串,按顺序从左至右并且产生子字符串,最后再将这些子字符串存入到字典中进行统计分析。图 3 给出了滑动窗口算法依次存储长度

为 3 的字符串的示例。将滑动窗口大小,所有子字符串的数量,出现某一子字符串的最大值、最小值、平均值、方差及极差作为特征。其中滑动窗口大小取值为 1~4。最终得到 96 个眼跳编码序列特征。

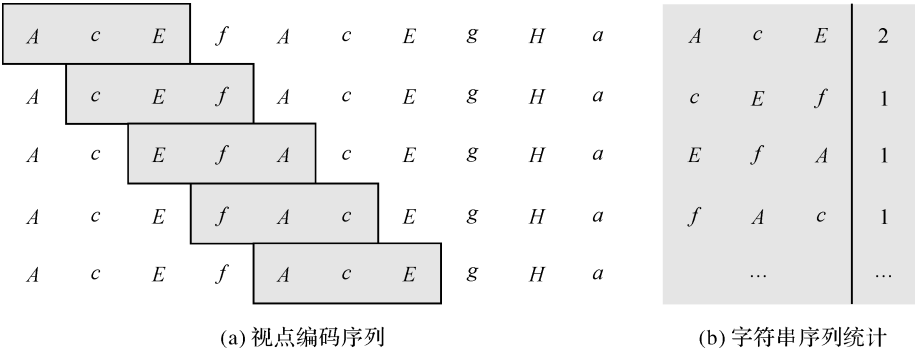


图 3 应用滑动窗口对视点编码序列进行字符串统计的示意(滑动窗口大小为 3)

Fig.3 Schematic diagram of saccade code sequence statistics using a sliding window (size=3)

2.3.4 特征提取结果

表 3 为通过采集上述 3 类特征得到的朴素贝叶斯分类器的特征集,每一行中的具体特征以“特征参数”的“指标”来表示。在后文中,以每个特征指标的英文字母来表示,如 GS-size3-16LS-max 表示的是,基于视点编码序列的特征集中字符串长度为 3 时 16 分类大幅度眼跳字符串序列出现次数的最大值。

3 分析与讨论

3.1 特征选择结果

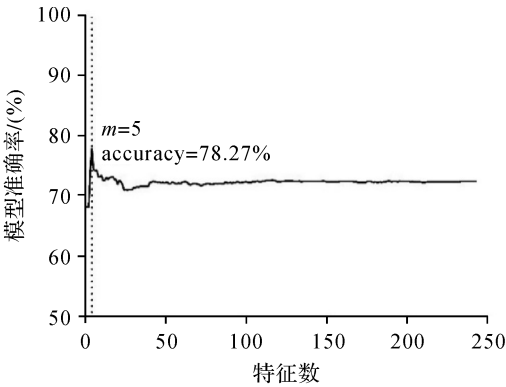
本研究分别使用信息熵(mutual information quotient, MIQ)和信息差(mutual information difference, MID)的方法进行基于最小冗余最大相关的朴素贝叶斯模型训练,准确率结果如图 4 所

示。基于 MID 和 MIQ 的两种曲线准确率并不相同,采用 MIQ 方法时,当特征数 $m=1$ 时分类准确率已经达到了 68.53%,但也是整个模型准确率的最低值;随后分类准确率出现了递增,在 $m=5$ 时,出现最大值为 78.28%;之后模型准确率出现降低,当模型特征数大于 50 的时候,模型趋于稳定,准确率可达 73%,并且最终稳定在 72.73%,这与未进行特征排序时的模型准确率结果是基本一致的。

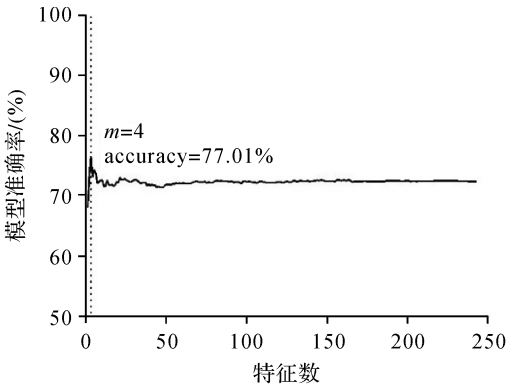
应用 MID 方法时, $m=1$ 时,分类准确率同样为 68.53%,这是因为二者所选取的第 1 个特征是一样的,与 MIQ 曲线不同的是,在 $m=4$ 分类准确率达到最大值为 77.01%,之后曲线总体呈现下降趋势,在 $m>50$ 以后,分类准确率也稳定在了 73%左右。之所以二者在后面的准确率趋向

一致,是因为当选择的特征数量值 m 越大时,两种算法所重合的特征数量越来越多,到最后基本一致,所以结合算法原理,两种算法所得出的先验

概率、条件概率和后验概率等均一样,所以模型准确率也一致。区别就在于特征数量较少时,由于不同特征组合导致准确率有差异。



(a) 基于MIQ的朴素贝叶斯方法的眼控地图交互算法模型



(b) 基于MID的朴素贝叶斯方法的眼控地图交互算法模型

图 4 算法准确率曲线

Fig.4 Algorithm accuracy curve

表 3 眼动特征提取结果

Tab.3 Results of eye movement feature extraction			
分类	特征参数	指标	特征数量
基于注视点的特征集 (F)	注视点持续时长 (Dur)	最大值 (max)	20
	注视点的分散性 (Dis)	最小值 (min)	
	注视点 X 坐标的分散性 (XDis)	平均值 (ave)	
	注视点 Y 的分散性 (YDis)	方差 (var)	
	注视点间时差 (DD)	—	
	注视点频率 (DF)	—	1
基于眼跳点的特征集 (S)	眼跳幅度 (Amp)	最大值 (max)	10
	眼跳持续时长 (Dur)	最小值 (min)	
	眼跳持续时长 (Dur)	平均值 (ave)	
	眼跳持续时长 (Dur)	方差 (var)	
	眼跳持续时长 (Dur)	偏度 (ske)	
	眼跳点频率 (SF)	—	1
基于眼跳方向的特征集 (SD)	(基于 8、16 分类) 眼跳幅度 (Amp)	最大值 (max)	120
	(基于 8、16 分类) 眼跳幅度 (Amp)	最小值 (min)	
	(基于 8、16 分类) 眼跳幅度 (Amp)	平均值 (ave)	
	(基于 8、16 分类) 眼跳幅度 (Amp)	方差 (var)	
	(基于 8、16 分类) 眼跳幅度 (Amp)	偏度 (ske)	
	(基于 8、16 分类) 连续两个相近或相同方向眼跳点发生频率 (NF)	—	2
基于眼跳编码序列的特征集 (GS)	窗口大小 (num)	窗口大小 (num)	96
	窗口大小为 1~4 (size1~4)	最大值 (max)	
	窗口大小为 1~4 (size1~4)	最小值 (min)	
	窗口大小为 1~4 (size1~4)	平均值 (ave)	
	窗口大小为 1~4 (size1~4)	方差 (var)	
	窗口大小为 1~4 (size1~4)	极差 (max-min)	
总特征数量			250

3.2 基于 MRMR 的朴素贝叶斯分类结果

针对 MIQ 和 MID 方法达到准确率最大值时的 m 值,对精度和召回率进行验证,生成的混淆

矩阵分别见表 4、表 5,模型准确率最大时特征选择结果见表 6。

表 4 基于 MRMR (MIQ)-NBC 算法模型在特征数量 $m=5$ 时的混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix of algorithm based on MRMR (MIQ)-NBC with feature number $m=5$

实际行为数量			
	线状要素	非线性要素	精度/(%)
预测	58	12	82.86
行为	15	41	73.21
数量	73	53	
召回率/(%)	79.45	77.36	
F_1 值	0.811 2	0.752 3	

表 5 基于 MRMR (MID)-NBC 算法模型在特征数量 $m=4$ 时的混淆矩阵

Tab.5 Confusion matrix of algorithm based on MRMR (MID)-NBC with feature number $m=4$

实际行为数量			
	线状要素	非线性要素	精度/(%)
预测	57	13	81.43
行为	16	40	71.43
数量	73	53	
召回率/(%)	78.08	75.47	
F_1 值	0.797 2	0.733 9	

从中可以看出,对于线状要素的阅读行为,在最主要的召回率方面,无论是基于 MIQ(表 4)还是 MID(表 5)方法,召回率均接近 80%;同时,精度也基本维持在 80%以上。此外,线状要素的识

别行为 F_1 值也达到了较高的水平。在性能方面,此模型所需要的特征数量为 5,显著提升了模型的特征使用效率。

表 6 模型准确率最大时特征选择结果
Tab.6 Feature selection results with the highest accuracy

特征 级别	MIQ($m=5$)	MID($m=4$)
1	注视点间时差最大值 (F-DD-max)	注视点间时差最大值 (F-DD-max)
2	Gg 方向眼跳子集中眼跳 幅度偏度 (SD-GgAmp-ske)	Gg 方向眼跳子集中眼跳 幅度偏度 (SD-GgAmp-ske)
3	Aa 方向眼跳子集中眼跳 时长最大值 (SD-AaDur-max)	16 分类中字符串长度为 1 时大幅度眼跳字符串序列 出现次数的方差 (GS-16LS-size1-var)
4	Bb 方向眼跳子集中眼跳 幅度最大值 (SD-BbAmp-max)	Bb 方向眼跳子集中眼跳 幅度最大值 (SD-BbAmp-max)
5	16 分类中字符串长度为 1 时大幅度眼跳字符串序列 出现次数的方差 (GS-16LS-size1-var)	

3.3 不同算法模型的准确率对比

文献[3]使用 SVM 模型对地图中的阅读行为进行过识别和预测。地图阅读行为包括自由浏览、全局搜索、路线规划、中心搜索、线状要素跟踪、面状对比等行为。其中的线状要素跟踪和路线规划与本文试验中的线状要素的跟踪选取行为基本一致。

文献[3]研究的最终模型结果与本研究各算法模型的准确率及特征数对比如表 7 所示。结果表明,准确率最高的是基于 MRMR(MIQ)的模型,其次是 SVM 模型,最后是基于 MRMR(MID)的模型。其中,MRMR(MIQ)模型相较于 SVM 模型准确提升 0.57%。在运算性能上,由于 SVM 要将 229 种特征属性加入到模型当中,MRMR(MIQ)模型($m=5$)与 MRMR(MID) ($m=4$)模型的运算性能远好于 SVM 模型。综上所述,MRMR(MIQ)模型在准确率优于 SVM 模型,而无论是 MRMR(MIQ)还是 MRMR(MID)模型,运算性能均远高于 SVM 模型。

4 结 论

本文提出了一种基于朴素贝叶斯的地图线状要素阅读行为眼动识别算法。针对用户在实际阅读地图中阅读线状要素的行为,总共设计了 30 个

任务。基于任务结果,一共提取了 3 大类特征,包括基本眼动统计特征、基于眼跳方向的特征以及基于视点编码序列的特征,总共 250 种特征。研究所采用的机器学习模型为朴素贝叶斯分类模型,该模型分类效率较高,对小规模的数据表现很好。通过输入特征属性和训练样本构造模型,之后输入眼动测试样本数据,通过输出的结果对比实际样本类型,计算模型准确率。

表 7 算法准确率比较
Tab.7 Comparison of algorithm accuracy

算法	准确率/(%)	特征数
MRMR(MIQ)-NBC	78.27	5
MRMR(MID)-NBC	7.01	4
SVM	77.70	229

本研究通过最小冗余最大相关对眼动也进行了特征选择,最终结果显示利用信息熵法得到的算法准确率最高可以达到了 78.28%。并且,由于在达到最大值时所需要的特征数量只需要 5 个特征,与同类研究相比,大大提升了分类器的性能,也降低了算法的冗余度。也解决了传统方法对于地图阅读行为眼动识别方法分类性能差的问题,并且在准确率方面也进一步提升。

本文的研究还较为初步,主要提高了线要素识别算法的性能,今后的工作将集中在以下两方面。首先,将地图复杂度、地图要素分布类型等变量引入地图刺激材料设计,开展严格的控制性试验,分析用户要素阅读行为模式。在此基础上,改进要素眼动识别算法,实现更为精细的地图要素识别。其次,进一步增加被试者的数量、类型,如年龄、专业和空间能力等,提高算法对具有不同类型人群的适配性。

参考文献:

[1] 董卫华, 廖华, 詹智成, 等. 2008 年以来地图学眼动与视觉认知研究新进展[J]. 地理学报, 2019, 74(3): 599-614. DONG Weihua, LIAO Hua, ZHAN Zhicheng, et al. New research progress of eye tracking-based map cognition in cartography since 2008 [J]. Acta Geographica Sinica, 2019, 74(3): 599-614.

[2] OOMS K, DE MAEYER P, FACK V. Analyzing eye movement patterns to improve map design[C]// Proceedings of the 18th International Research Symposium on Computer-based Cartography and GIScience (AutoCarto 2010). Orlando, FL: Cartography and Geographic Information Society, 2010.

[3] KIEFER P, GIANNOPOULOS I, RAUBAL M. Using eye movements to recognize activities on cartographic maps [C]// Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL Inter-

- national Conference on Advances in Geographic Information Systems. Orlando, FL: Association for Computing Machinery, 2013: 488-491.
- [4] TATEOSIAN L G, GLATZ M, SHUKUNOBE M, et al. GazeGIS: a gaze-based reading and dynamic geographic information system[C]//Proceedings of Workshop on Eye Tracking and Visualization. Chicago, USA: Springer, 2015: 129-147.
- [5] GÖBEL F, BAKOGIANNIS N, HENGGELE K, et al. A public Gaze-controlled campus map[M]. Zurich: ETH Zurich, 2018.
- [6] MANSON S M, KNE L, DYKE K R, et al. Using eye-tracking and mouse metrics to test usability of web mapping navigation[J]. Cartography and Geographic Information Science, 2012, 39(1): 48-60.
- [7] DONG Weihua, LIAO Hua, XU Fang, et al. Using eye tracking to evaluate the usability of animated maps[J]. Science China Earth Sciences, 2014, 57(3): 512-522.
- [8] 高俊. 图到用时方恨少, 重绘河山待后人——《测绘学报》60周年纪念与前瞻[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1219-1225. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170503.
- GAO Jun. The 60 anniversary and prospect of Acta Geodaetica et Cartographica Sinica[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1219-1225. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170503.
- [9] 王家耀. 时空大数据时代的地图学[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1226-1237. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170308.
- WANG Jiayao. Cartography in the age of spatio-temporal big data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1226-1237. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170308.
- [10] EPPLER M J, MENGIS J. The concept of information overload: a review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines[J]. The Information Society, 2004, 20(5): 325-344.
- [11] BUNCH R L, LLOYD R E. The cognitive load of geographic information[J]. The Professional Geographer, 2006, 58(2): 209-220.
- [12] HARROWER M. The cognitive limits of animated maps[J]. Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization, 2007, 42(4): 349-357.
- [13] JACOB R J K, KARN K S. Eye tracking in human-computer interaction and usability research: ready to deliver the promises[M]//The Mind's Eye. Amsterdam: Elsevier, 2003: 573-605.
- [14] ÇÖLTEKIN A, HEIL B, GARLANDINI S, et al. Evaluating the effectiveness of interactive map interface designs: a case study integrating usability metrics with eye-movement analysis[J]. Cartography and Geographic Information Science, 2009, 36(1): 5-17.
- [15] DONG Weihua, WANG Shengkai, CHEN Yizhuou, et al. Using eye tracking to evaluate the usability of flow maps[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2018, 7(7): 281.
- [16] KIEFER P, GIANNOPOULOS I. Gaze map matching: mapping eye tracking data to geographic vector features[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems. Redondo Beach, California: Association for Computing Machinery, 2012: 359-368.
- [17] QVARFORDT P, ZHAI Shumin. Conversing with the user based on eye-gaze patterns[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Portland, Oregon, USA: Association for Computing Machinery, 2005: 221-230.
- [18] LOBBEN A K. Tasks, strategies, and cognitive processes associated with navigational map reading: a review perspective[J]. The Professional Geographer, 2004, 56(2): 270-281.
- [19] BULLING A, WARD J A, GELLERSEN H, et al. Eye movement analysis for activity recognition using electrooculography[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(4): 741-753.
- [20] PENG Hanchuan, LONG Fuhui, DING C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1226-1238.
- [21] SALVUCCI D D, GOLDBERG J H. Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols[C]//Proceedings of 2000 Symposium on Eye Tracking Research & Applications. Palm Beach Gardens, Florida, USA: Association for Computing Machinery, 2000: 71-78.
- [22] GOLDBERG J H, KOTVAL X P. Computer interface evaluation using eye movements: methods and constructs[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 1999, 24(6): 631-645.
- [23] HOLMQVIST K, NYSTRÖM M, ANDERSSON R, et al. Eye tracking: a comprehensive guide to methods and measures[M]. Oxford: Oxford University Press, 2011.
- [24] OOMS K, DE MAEYER P, FACK V, et al. Investigating the effectiveness of an efficient label placement method using eye movement data[J]. The Cartographic Journal, 2012, 49(3): 234-246.
- [25] LIAO Hua, WANG Xueyuan, DONG Weihua, et al. Measuring the influence of map label density on perceived complexity: a user study using eye tracking[J]. Cartography and Geographic Information Science, 2019, 46(3): 210-227.
- [26] ZANGEMEISTER W H, SHERMAN K, STARK L. Evidence for a global scanpath strategy in viewing abstract compared with realistic images[J]. Neuropsychologia, 1995, 33(8): 1009-1025.

(责任编辑:丛树平)

收稿日期: 2021-01-22

修回日期: 2021-01-25

第一作者简介: 董卫华(1976—),男,教授,研究方向为地理空间认知、地图可视化。

First author: DONG Weihua(1976—), male, professor, majors in geospatial cognition, and map visualization.

E-mail: dongweihua@bnu.edu.cn

通信作者: 王圣凯

Corresponding author: WANG Shengkai

E-mail: wangsk@mail.bnu.edu.cn