

游戏设计中基于 DBN 的用户体验评估模型研究

苏珂¹, 续鲁庆²

(1. 齐鲁工业大学 (山东省科学院) 艺术设计学院, 济南 250353;

2. 齐鲁工业大学 (山东省科学院) 机械与汽车工程学院, 济南 250353)

摘要: **目的** 为了更直观、有效地评估游戏产品的用户体验 (User Experience, UX), 消除单一评估标准的不确定性。**方法** 从传统的 MDA 游戏设计的角度出发, 引入用户的生理特征测量, 构建基于动态贝叶斯网络 (Dynamic Bayesian Network, DBN) 的用户体验评估模型。该模型通过 MDAUX 框架提取用户体验影响因子, 作为贝叶斯网络的输入层节点, 通过生理特征测量方法提取用户的脑电和眼动状态, 作为贝叶斯网络输出层节点, 以一阶隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 表示两个相邻时间片上用户体验元素的影响关系, 从而动态地展示用户体验状态。**结果** 通过生理特征测量实验验证该模型的可行性, 通过建立知识平台实践了模型的应用。**结论** 结合生理特征测量的用户体验评估模型可有效反映用户体验状态。

关键词: 用户体验; 动态贝叶斯网络; 生理特征测量; 隐马尔可夫模型

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)02-0231-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.02.035

User Experience Evaluation Model Based on DBN in Game Design

SU Ke¹, XU Lu-qing²

(1. School of Art and Design, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Jinan 250353, China;

2. School of Mechanical and Automotive Engineering, Qilu University of Technology
(Shandong Academy of Sciences), Jinan 250353, China)

ABSTRACT: The work aims to evaluate the user experience of the game more intuitively and effectively, so as to eliminate the uncertainty in single evaluation standard. From the perspective of traditional MDA game design, the biometric feature measurement of user was introduced to construct a user experience evaluation model based on Dynamic Bayesian Network. User experience elements were selected from the MDAUX framework as the input layer nodes of the Bayesian network. EEG and eyelid movement state of the user were selected as the output layer nodes of the Bayesian network through the biometric feature measurement. The first-order Hidden Markov Model represented the influence relationship between the user experience on two adjacent time slices, thereby realizing a dynamic evaluation of the user experience. The feasibility of the model was verified by biometric feature measurement and a knowledge platform was established to practice the application. The user experience model based on biometric feature measurement can effectively reflect the status of the user experience.

KEY WORDS: user experience; dynamic Bayesian network; biometric feature; hidden Markov model

收稿日期: 2019-10-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51405252); 教育部人文社会科学青年基金资助项目 (14YJCZH131); 山东省专业学位研究生教学案例库:《产品创新设计》案例库 (SDYAL17048)

作者简介: 苏珂 (1980—), 女, 山东人, 博士, 齐鲁工业大学 (山东省科学院) 艺术设计学院副教授, 主要研究方向为产品设计认知、产品创新方法等。

通信作者: 续鲁庆 (1992—), 男, 山东人, 齐鲁工业大学 (山东省科学院) 机械与汽车工程学院硕士生, 主攻人机交互、产品创新方法。

游戏的用户体验研究意在从用户角度出发衡量游戏设计,通过有效的评定来发现产品存在的问题。用户体验信息并非直接观察得到的,而是需要从可用信息中推断、甄别,因此建立用户体验评估模型来进行预测是有必要的。相关的模型构建,国内外许多学者已经有了深入研究。Lawrence Barnett 提出了一种游戏用户体验模型,基于 PSSUQ 问卷调查,以七级李克特量表对“信息质量”的可用性进行评分,验证了该模型的可用性^[1];Stephan Engl 提出了一种基于情境的用户体验模型,该模型将用户体验因素研究范围拓宽至外部环境,如空间、时间等^[2]。以上研究仅仅从产品本身以及使用环境来推断用户体验状态,并未将用户本身的状态信息引入作为参考。Xiaowei Li 和唐帮备等的研究表明,脑电(Electroencephalography, EEG)信号的 α 波能量和眼动(Eyelid Movement, EM)信息等生理特征信息可以用于用户体验的推测^[3-4];Qiang Ji 等通过从单一时刻分析背景信息和眼动、面部等生理特征信息,构建了基于非接触式的生理特征测量的静态贝叶斯网络(Static Bayesian Network, SBN)来推断和预测用户当前使用状态^[5];而 Li 和 Ji 基于动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Network, DBN)提出了以模糊方法和隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)建模来动态识别状态的概率框架,弥补了 SBN 的不足,提高动态预测的可靠性^[6]。

由上述研究可知,传统的用户体验调研一般通过单一的调查问卷方法来获得用户感知,但这种方法有时并不能完全反映用户真实想法,过于感性、片面且不严谨,因此需要引入用户生理特征信息来进行用户体验评估模型的构建。为消除单一评价标准的不稳定性,本文提出 MDAUX 框架用于提取游戏的用户体验影响因子,建立一阶隐马尔可夫模型来表示相邻两时间片上各因子的影响关系,利用动态贝叶斯网络构建了基于玩家生理特征测量的游戏用户体验评估模型,引入了 α 脑电信号和眼动信息的生理特征测量方法进行实验验证,实现动态预测用户体验,提高了模型的可靠性。

1 用户体验影响因子的选取

1.1 基于 MDA 的用户体验框架

为明确游戏设计流程,提取用户体验影响因子,基于游戏开发的 MDA 框架理论^[7],将游戏产品的技术要求(如数据交换、网络环境等)整合至设计要求中,即功能机制、动态调节和美学需求,建立基于 MDA 的 MDAUX 框架,见图 1。

功能层的游戏机制是指游戏本身的运行机制、奖励机制等;结构层指动态调节的游戏结构,包括交互设计和信息架构,交互设计即关于游戏的可操作部分的设计,信息架构指游戏中的角色行为、战斗调节(游

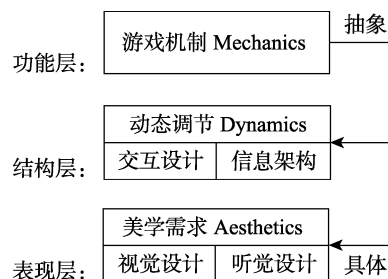


图 1 MDAUX 框架

Fig.1 MDAUX Framework

戏中的人工智能)等;表现层指游戏设计的美学需求,包括玩家直观感受到的视觉设计和听觉设计。

1.2 动态贝叶斯网络

贝叶斯网络本质上是一组有向无回路图,图的节点表示网络中的变量,有向连接节点的箭头表示变量间的关系。每个节点记录了该变量当前的概率信息,并使条件概率量化父节点对子节点的影响。贝叶斯网络可以有效地应用于不确定环境中,对上下文信息进行推理。基于变化的时间对贝叶斯网络进行扩展,得到动态贝叶斯网络(DBN),DBN 可以在不同的时间片之间建立状态转移模型,将时间片内采集的信息与环境的先验信息有机结合起来,对系统当前状态进行推理。

这里将 MDAUX 模型中得到的各用户体验影响因子作为 DBN 模型的输入层变量,将 EEG 和 EM 作为选定的生理特征测量标准,为输出层变量。

2 基于 DBN 的用户体验评估模型(DBNUX)

为了建立基于生理特征测量的离散 DBN 用户体验模型,第一步是指定离散 DBN 的节点,即指定用于构建离散 DBN 网络的输入层变量、隐藏变量和输出层变量;第二步是确定离散变量的数值类型;第三步是配置变量的初始状态,即在时间 $t=1$ 时计算 SBN;最后一步是计算随时间变化的条件概率并推断游戏玩家的用户体验。一个 DBN 可以被认为是连续时间片相互连接的 SBN 的集合,并且两个相邻时间片之间的关系由 HMM 建模,本文选取的是一阶 HMM。用户体验评估模型构建流程见图 2。

假设 $[Z_1, \dots, Z_n]$ 是一系列随机变量的半无限集合, $Z_t = (C_t, H_t, O_t)$, 分别表示空间状态模型在 t 时间的输入层、隐藏层和输出层,则按公式(1)将 DBN 用于模拟节点间的联合概率分布。

$$P(Z_t | Z_{t-1}) = \prod_{i=1}^N P(Z_t^i | Pa(Z_t^i)) \quad (1)$$

其中 N 是节点的数量, Z_t^i 是 t 时刻上的第 i 个节点,它可能是 C_t , H_t 或 O_t 的一个分量, $Pa(Z_t^i)$ 表示节点 Z_t^i 的父节点。DBN 的构建有两个任务,一是构

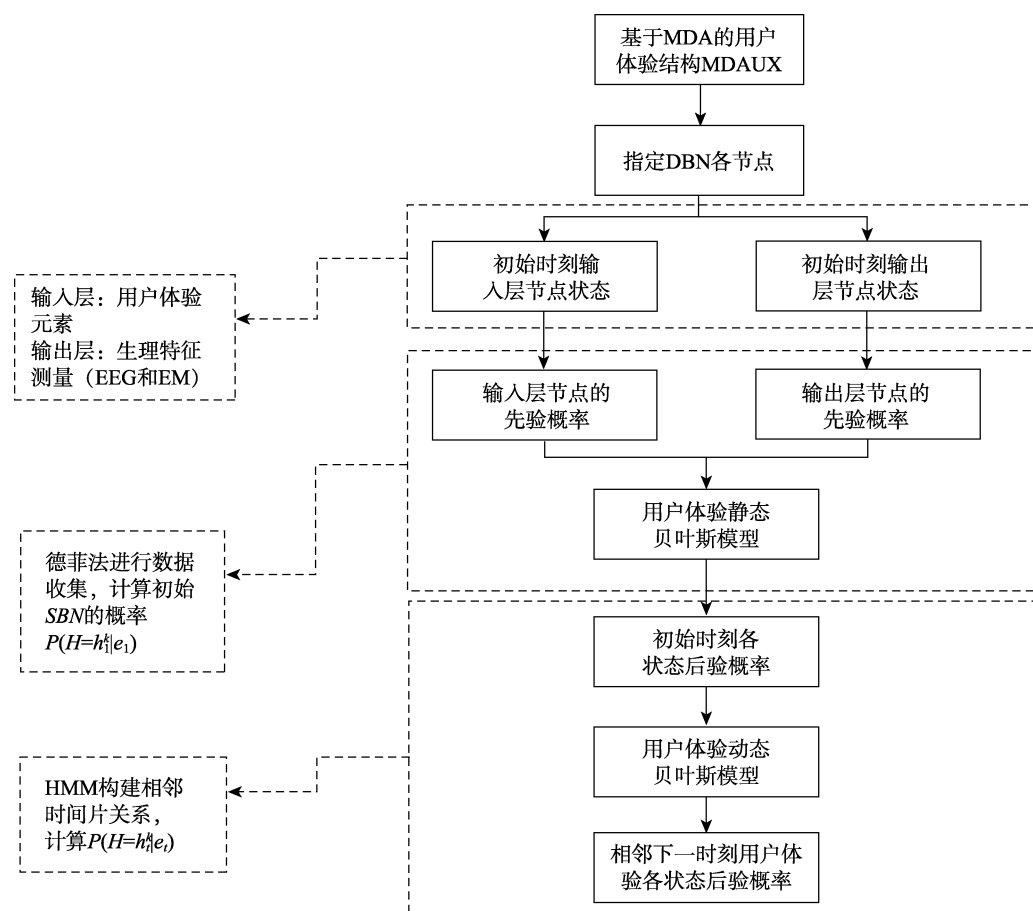


图 2 用户体验评估模型构建流程
Fig.2 Construction process of user experience evaluation model

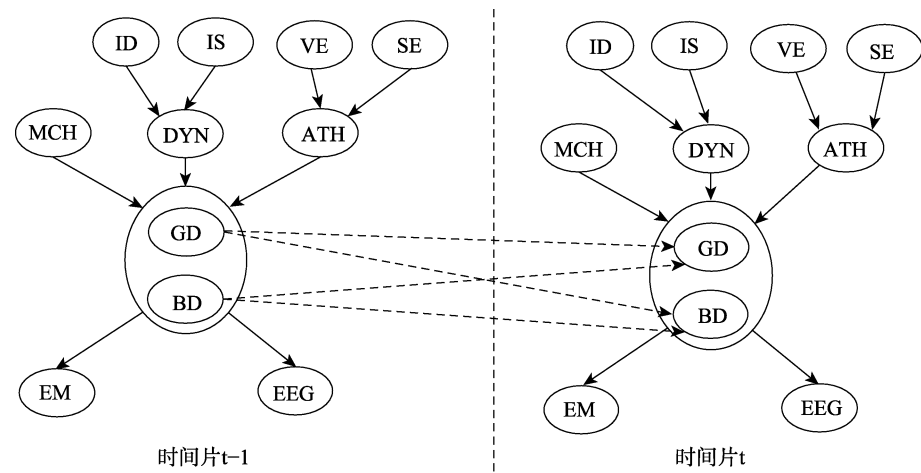


图 3 基于 DBN 的用户体验评估模型
Fig.3 User experience evaluation model based on DBN

建节点，二是确定其先验概率。基于 DBN 的用户体验评估模型见图 3，时间片 $t-1$ 上 H_{t-1} 节点作为时间片 t 上 H_t 的父节点影响其当前状态。

2.1 指定离散节点

根据 MDAUX 框架，选择对玩家有直接影响的因子，包括游戏机制、游戏结构和审美元素（节点分别命名为 MCH、DYN、ATH），作为对应于 C_t 的输

入层变量，分为优和劣两个状态。眼动 EM、脑电 EEG 这两个因素作为对应于 O_t 的输出层变量，输入层变量和输出层变量统称为证据变量。EEG 采用相关性最强的 α 波段变化来表示用户的使用体验是否良好^[8]；EM 采用眨眼频率指标表示状态^[9]。

2.2 确定离散变量状态值

对于选定的各节点，基于 Principe 的启发式知识

规则^[10], 使用模糊方法确定每个变量的离散值。输入层变量 C_t 和隐藏层变量 H_t 分为优、劣两种状态, 输出层 O_t 变量的取值详情及含义见表 1。

2.3 计算 SBN 的变量初始状态

参照公式(1), 计算 DBN 需要事先知道先前的 $P(Z_1)$, 即在给定初始条件的情况下确定 $t=1$ 时的 SBN, $t=1$ 时 SBN 各节点初始状态见图 4。用大写字母表示节点, 用小写字母表示该节点变量具体的值, 令 H_t^k , C_t^j , O_t^i 表示 t 时刻隐藏层、输入层和输出层节点, 其中 $j=1, 2, 3$ 分别表示输入层变量 MCH、DYN 和 ATH, 其中 DYN 和 ATH 分别以其父节点的条件概率来表示; $i=1, 2$ 分别表示输出层变量 EM 和 EEG。 h_t^k , $c_t^{j,m}$, $o_t^{i,n}$ ($k, m=1, 2$; $j, n=1, 2, 3$) 代表节点上的具体数值 (其中, k, m, n 表示节点状态的取值)。

输入层节点表示为 $e_t^c = \{e_{c,i}^{i,j}\}$, 其中 $e_{c,i}^{i,j}$ 表示具有第 j 个状态值的第 i 个输入层节点的情况; $t=1$ 的输出层节点表示为 $e_t^o = \{e_{o,i}^{i,j}\}$, 其中 $e_{o,i}^{i,j}$ 表示具有第 j 个状态值的第 i 个输出层节点的情况。设 $e_t = \{e_t^c, e_t^o\}$ 为 $t=1$ 时输入层节点和输出层节点的集合, 那么 H 关于 e_t^c 的条件概率表示为:

表 1 输出层 O_t 变量的取值详情及含义
Tab.1 Details and meaning of selected O_t variables on output layer

状态	α 波段	描述	眨眼频率	取值
1	下降	情绪低落, 用户体验不良	高	>22
2	不变	情绪平稳, 用户体验一般	中	>6-22
3	上升	情绪上升, 用户体验良好	低	≤ 6

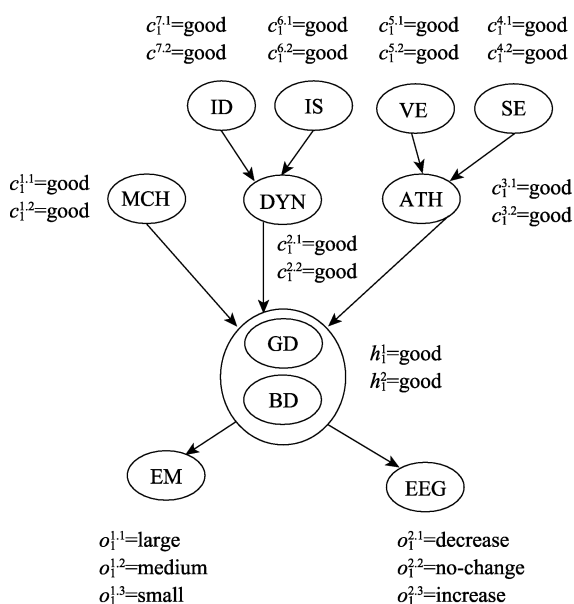


图 4 $t=1$ 时 SBN 各节点初始状态

Fig.4 Status of SBN nodes at $t=1$

$$P(H = h_t^k | e_t^c) \propto \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \sum_{l=1}^2 P(H = h_t^k | c_t^{1,i}, c_t^{2,j}, c_t^{3,l}) P(c_t^{1,i}) P(c_t^{2,j}) P(c_t^{3,l}) \quad k=1,2 \quad (2)$$

H 关于 e_t^o 的条件概率表示为:

$$P(e_t^o | H = h_t^k) \propto P(e_{o,1}^{1,j} | H = h_t^k) P(e_{o,1}^{2,j} | H = h_t^k) P(e_{o,1}^{3,j} | H = h_t^k) = \sum_{l=1}^3 P(e_{o,1}^{1,j} | o_t^{1,l}) P(o_t^{1,l} | H = h_t^k) \times \sum_{m=1}^3 P(e_{o,1}^{2,j} | o_t^{2,m}) P(o_t^{2,m} | H = h_t^k) \times \sum_{n=1}^3 P(e_{o,1}^{3,j} | o_t^{3,n}) P(o_t^{3,n} | H = h_t^k) \quad k=1,2 \quad j=1,2,3 \quad (3)$$

根据贝叶斯定理, 通过组合公式(2)(3)得到时间 $t=1$ 时节点 H 关于 e_t 的条件概率为:

$$P(H = h_t^k | e_t) = \frac{P(H = h_t^k | e_t^c) P(e_t^o | H = h_t^k)}{\sum_{j=1}^2 P(H = h_t^j | e_t^c) P(e_t^o | H = h_t^j)} \quad k=1,2 \quad (4)$$

2.4 计算随时间变化的条件概率

DBN 由相邻时间片的 SBN 互连, 并且两个相邻时间片之间的关系由一阶 HMM 建模。当前时间片 t 的随机 UX 变量 (即隐藏变量) 受当前时间片 t 的输入层变量和输出层变量以及前一时间片 $t-1$ 的相应 UX 变量的影响。设 $P(h_{t-1}^k)$, 其中 $k=1, 2$ 代表前一时间片 $t-1$ 时 H 节点的不同状态。那么在时间片 t 时 H 关于 e_t^c 的条件概率可以由公式(2)得到, 表示为:

$$P(H = h_t^k | e_t^c) \propto \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \sum_{l=1}^2 \sum_{m=1}^2 P(H = h_t^k | c_t^{1,i}, c_t^{2,j}, c_t^{3,k}, h_{t-1}^m) P(c_t^{1,i}) P(c_t^{2,j}) P(c_t^{3,k}) P(h_{t-1}^m) \quad k=1,2 \quad (5)$$

H 关于 e_t^o 的条件概率由公式(3)可得:

$$P(e_t^o | H = h_t^k) \propto P(e_{o,t}^{1,j} | H = h_t^k) P(e_{o,t}^{2,j} | H = h_t^k) P(e_{o,t}^{3,j} | H = h_t^k) = \sum_{l=1}^3 P(e_{o,t}^{1,j} | o_t^{1,l}) P(o_t^{1,l} | H = h_t^k) \times \sum_{m=1}^3 P(e_{o,t}^{2,j} | o_t^{2,m}) P(o_t^{2,m} | H = h_t^k) \times \sum_{n=1}^3 P(e_{o,t}^{3,j} | o_t^{3,n}) P(o_t^{3,n} | H = h_t^k) \quad k=1,2 \quad j=1,2,3 \quad (6)$$

根据贝叶斯定理，通过组合公式(5)(6)得到时间片 t 时节点 H 关于 $e_t = \{e_t^c, e_t^o\}$ 的条件概率为：

$$P(H = h_t^k | e_t) = \frac{P(H = h_t^k | e_t^c)P(e_t^o | H = h_t^k)}{\sum_{j=1}^2 P(H = h_t^j | e_t^c)P(e_t^o | H = h_t^j)} \quad k = 1, 2 \quad (7)$$

3 实验与模型验证

首先通过调查问卷等调研方法确定各节点的条件概率，构造先验概率表。通过实验获取用户实时生理特征数据，以表示真实用户体验。将实验数据代入构建的 DBN 模型进行模拟仿真，根据有无计入生理特征得到两组结果，通过两组数据的互相对比，验证模型的有效性性与稳定性。

3.1 先验概率表的构造

为了确定 DBN 模型中各节点的概率，通过问卷调查获得初始输入层数据。其中各调查因素来源于 MDAUX 结构，即 DBN 模型的各个节点。初始输出层信息获取来自于文献[11-12]。结合文献对问卷数据进行统计分析并进一步筛选，通过公式（2-4）初步计算得到各节点概率，见表 2-3。

3.2 实验方法与过程

实验游戏为 Subway Surfers,该游戏是丹麦 Kiloo Games 公司于 2012 年发行在 iOS 平台上的一款休闲跑酷游戏，游戏规则是躲避不断加速的障碍物以获得积分累加。该游戏画面绚丽精致，配乐活泼，拥有大

量用户。选择 Subway Surfers（iOS 版本）作为实验游戏是因为其操作与规则的简便性，实验参与者操作动作轻微，对脑电信号影响较小。十二名健康的 Subway Surfers 游戏玩家参加了这次实验，他们均为在校大学生或研究生，平均年龄二十四岁，听力正常，视力或矫正视力正常。所有的实验过程都在安静、无干扰的实验室下进行。实验工具为 iPad、耳机、Brain Products(BP)脑电仪、CCD 相机等。生理特征测量实验见图 5。

参与者佩戴好设备，首先试玩游戏，熟悉实验环境与规则。对实验对象进行用户体验问卷调查，得到 MCH, DYN 和 ATH 各节点的平均概率见表 4。实验参与者成功完成 120 s 游戏则记作有效实验，并记录 180 s 的实验数据，每组实验得到重复三次的有效记录，以便择优，整个实验需要 45 min 左右。使用 BP 脑电仪以 256 Hz 的采样频率记录脑电信号，去除眼电、降噪、分段处理所得信号，计数实验参与者每分钟的眨眼频率。这些数据每 30 s 收集统计一次，以形成推断玩家用户体验所需的证据数据集。

3.3 结果和讨论

通过使用实验获取数据对所提出的用户体验模型进行仿真模拟，模拟得到引入生理特征测量的用户体验状态曲线，见图 6。通过生理特征分析计算出真实的用户体验状态，与模型仿真的用户体验状态进行比对。由图 6 可见，从实验开始起，用户体验状态逐渐攀升,说明玩家正进入游戏状态,从第 72 s 到 102 s，用户体验达到最高值并保持稳定，之后开始逐渐下降直至实验结束。仿真结果从第 72 s 开始逐渐与真实用户体验曲线契合，模型模拟的曲线均方误差为 0.53，表明模型的有效性。

表 2 用户体验 MDA 节点的条件概率

Tab.2 Probability of MDA nodes for user experience

动态调节 DYN	审美元素 ATH	游戏机制 MCH	用户体验	
			优	劣
优	优	优	0.94	0.06
		劣	0.85	0.15
	劣	优	0.75	0.25
		劣	0.49	0.51
劣	优	优	0.34	0.66
		劣	0.12	0.88
	劣	优	0.11	0.89
		劣	0.02	0.98

表 3 EEG、EM 节点的条件概率

Tab.3 Probability of EEG and EM nodes

用户 体验	EM 节点			EEG 节点		
	高	中	低	下降	无变化	升高
优	0.01	0.04	0.95	0.01	0.07	0.92
劣	0.94	0.05	0.01	0.91	0.08	0.01



图 5 生理特征测量实验

Fig.5 Biometric feature measurement experiment

表 4 MCH, DYN 和 ATH 各节点的平均概率

Tab.4 Average probability of MCH, DYN and ATH nodes

状态	MCH	DYN	ATH
优	0.11	0.05	0.90
劣	0.89	0.95	0.10

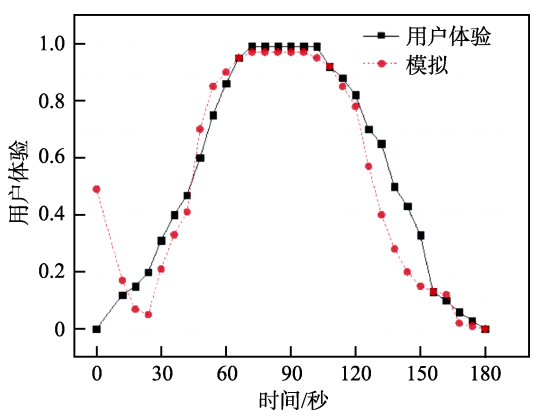


图 6 引入生理特征测量的用户体验状态曲线
Fig.6 User experience status with biometric feature measurement

从特征集中移除 EM 或 EEG 特征时, 移除生理特征测量的用户体验曲线见图 7, 用户体验模拟的性能较差, 均方误差为 1.26, 大于 0.53, 估计的用户体验概率值与真实值之间存在明显差异, 这表明 EM 和 EEG 特征对推断用户体验具有直接影响。

本文建立贝叶斯网络模型对用户体验进行动态评估, 当使用单一指标 (即仅选取游戏设计因子) 进行判断时, 准确率明显低于使用生理特征因素的模型。生理特征测量方法的引入使得模型精确度更高, 能够有效克服单一指标检测不稳定和误判的情况。

4 DBNUX 模型知识平台

DBNUX 模型实现了用户体验的可视化, 而且能够反映实时变化状态, 在产品的测试阶段有利于确定具体问题, 减少误判, 从而降低修改成本, 因此对游戏用户体验的高效评估具有一定参考价值。由于模型两层的数据获取需要专业人员使用不同的计算机软件进行处理, 分布在不同系统中的数据并不方便进行直接比对和采用, 因此将离散数据 (包括调研数据和实验数据) 进行整合, 设计一款集成知识平台。利用技术手段从各系统收集信息并汇总, 通过模型进行后

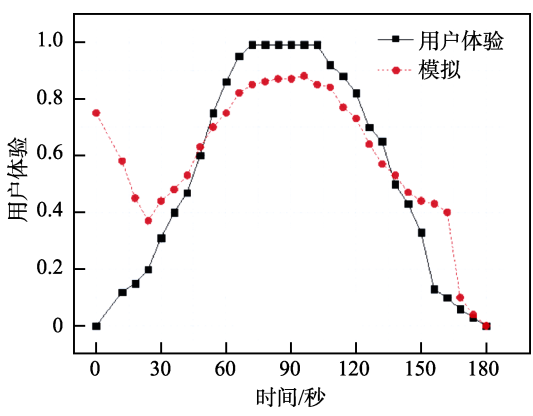


图 7 移除生理特征测量的用户体验曲线
Fig.7 User experience status without biometric feature measurement



图 8 DBNUX 模型知识平台
Fig.8 DBNUX model knowledge platform

台模拟计算, 可直接得出随时间变化的用户体验图像, 并给出具体的分析和建议。DBNUX 模型知识平台见图 8, 实验参与者的信息为分页展示, 模型中的各节点概率可自动获得或手动输入, 操作便捷。各模块预留出游戏测试方可自行设置的部分, 以便选择不同数据库、计算条件等, 实现高度客制化。

5 结语

本文基于动态贝叶斯网络, 从游戏开发的角度确定用户体验影响因子, 使用用户生理特征信息建立了 DBNUX 模型, 并进行应用场景的概念设计。模型以一阶 HMM 表示相邻时间片的影响关系, 通过收集用户脑电和眼动信息, 推测出用户当前使用状态, 消除单一指标预测的不稳定性, 将用户体验研究数理模型化, 对游戏产品用户体验的高效评估具有参考价值。设计者基于证据变量可推断出当前用户的体验状态, 并根据概率分布情况来合理安排各设计模块的投入资源。模型中的概率选择囿于现有条件, 虽能说明问题, 但也具有其局限性, 后续研究应扩大样本数量或影响因子的范围, 以提高精度。

参考文献:

- [1] BARNETT L, HARVEY C, GATZIDIS C. First Time User Experiences in Mobile Games: An Evaluation of Usability[J]. Entertainment Computing, 2018, 27(8): 82-88
- [2] ENGL S, NACKE L E. Contextual Influences on Mobile Player Experience: A Game User Experience Model[J]. Entertainment Computing, 2013, 4(2): 83-91.
- [3] LI X, HU B, ZHU T, et al. Towards Affective Learning with an EEG Feedback Approach[C]. Beijing: Proceedings of the First ACM International Workshop on Multimedia Technologies for Distance Learning, 2009.

(下转第 248 页)

- crimination and Evaluation of Equalization of Urban Public Services[J]. Beijing Planning Review, 2018(1): 106-113.
- [4] ERLHOFF M, MARSHALL T. Design Dictionary: Perspectives on Design Terminology[M]. Boston: Birkhauser, 2008.
- [5] DELIT P, DELCHAMBRE A, HENRIOUD JM. An Integrated Approach for Product Family and Assembly System Design[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2003, 19(2): 324-334.
- [6] 王昀. 城市公共设施系统设计实践与研究[D]. 杭州: 中国美术学院, 2014.
- WANG Yun. Practice and Research of City Public Facilities System Design[D]. Hangzhou: China Academy of Art, 2014.
- [7] 苟锐, 马泽群. 公共设施产品设计中“行为引导”研究[J]. 设计艺术研究, 2017(1): 59-63.
- GOU Rui, MA Ze-qun. Behavior Guide Design for Municipal Service Facilities[J]. Design Research, 2017(1): 59-63.
- [8] 赖显宏. 基于度假区公共服务设施普适性设计研究[J]. 美与时代, 2016(10): 77-79.
- LAI Yu-hong. Research on Universal Design of Public Service Facilities Based on Resorts[J]. Beauty&Times, 2016(10): 77-79.
- [9] 埃佐·曼奇尼. 社会创新设计导论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2016.
- MANZINI E. An Introduction to Design for Social Innovation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016.
- [10] JAMES A. Rediscovering Social Innovation[M]. Stanford: Social Innovation Review Fall, 2008.
- [11] 李浩, 祁国宁, 纪杨建, 顾新建. 面向服务的产品模块化设计方法及其展望[J]. 中国机械工程, 2013(12): 1687-1694.
- LI Hao, QI Guo-ning, JI Yang-jian, GU Xin-jian. Service Oriented Product Modular Design Method and Its Prospects[J]. China Mechanical Engineering, 2013(12): 1687-1694.
- [12] 方敏. 安全需求导向下城市公共设施的设计研究[J]. 包装工程, 2017, 38(3): 154-158.
- FANF Min. Urban Public Facilities Design under the Security Needs[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(3): 154-158.

(上接第 236 页)

- [4] 唐帮备, 郭钢, 王凯, 等. 联合眼动和脑电的汽车工业设计用户体验评选[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(6): 1449-1459.
- TANG Bang-bei, GUO Gang, WANG Kai, et al. User Experience Evaluation and Selection of Automobile Industry Design with Eye Movement and Electroencephalogram[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2015, 21(6): 1449-1459.
- [5] JI Q, ZHU Z, LAN P. Real-time Nonintrusive Monitoring and Prediction of Driver Fatigue[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(4): 1052-1068.
- [6] LI X, JI Q. Active Affective State Detection and User Assistance with Dynamic Bayesian Networks[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics(Part A), 2005, 35(1): 93-105.
- [7] HUNICKE R, LEBLANC M, ZUBEK R. MDA: A Formal Approach to Game Design and Game Research[C]. San Jose: Game Developers Conference, 2004.
- [8] STICKEL C, FINK J, HOLZINGER A. Enhancing Universal Access-EEG Based Learnability Assessment[C]. Germany: Lecture Notes in Computer Science, 2017.
- [9] 张莉, 任杰, 徐亮, 等. 应用眼动仪评价观看立体显示视频诱导的视疲劳程度的实验研究[J]. 眼科, 2014, 23(1): 37-42.
- ZHANG Li, REN Jie, XU Liang, et al. Visual Comfort and Fatigue Measured by Eye Movement Analysis When Watching Three Dimensional Displays[J]. Ophthalmology in China, 2014, 23(1): 37-42.
- [10] PRINCIPE J C, GALA S, CHANG T G. Sleep Staging Automaton Based on the Theory of Evidence[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1989, 36(5): 503-509.
- [11] HE C, ZHAO C. Evaluation of the Critical Value of Driving Fatigue Based on the Fuzzy Sets Theory[J]. Environmental Research, 1993, 61(4): 150-156.
- [12] HEALEY J A. Wearable and Automotive Systems for Affect Recognition from Physiology[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2000.