

基于进化神经网络的玩家情感定量建模方法

王小玲, 梁 晖, 段云飞, 唐宁九

(四川大学 计算机学院, 成都 610064)

(bbmmnh520m@hotmail.com)

摘 要: 玩家建模是游戏设计领域中一项重要的研究内容, 国外学者已经提出了基于统计学的建模方式, 但是这类方法需要主观构建数学模型, 缺乏客观性。提出一种基于进化神经网络的定量建模方法, 构建从游戏数据到玩家情感偏好之间的非线性模型。实验结果表明, 该方法所建模型具有客观、高效的特点, 并且具有较高准确度。

关键词: 特征选择; 偏好学习; 进化神经网络; 玩家情感建模

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Quantitative player affective modeling based on evolution neural network

WANG Xiao-ling, LIANG Hui, DUAN Yun-fei, TANG Ning-jiu

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: Player modeling is an important research area in game design field. Foreign scholars have proposed the modeling method based on statistics, but this kind of method needed to build the mathematic model subjectively, which is lack of objectivity. This paper proposed a quantitative method, which was based on the evolution neural network, to build the nonlinear model between game data and the player's emotional preferences. The experimental results show that the model constructed by this method is of high efficiency and accuracy.

Key words: feature selection; preference learning; evolution neural network; player affective modeling

0 引言

长期以来, 在游戏设计中起着指导作用的是基于主观经验的游戏设计理论, 其中包括 Malone^[1]认为游戏内在的固有因素原则(挑战性、想象、好奇心); Koster^[2]认为玩家玩游戏的过程即是一个学习的过程, 玩与学是相互依存的; Malone 及 Yannakakis^[3-4]都认为游戏带给玩家的满足感来自游戏中合适的挑战等。这些理论都只是以定性的概念或条款的方式作用于游戏设计, 缺乏定量的数学表达, 难以在实际游戏设计过程中给出可量化的规则。

本文提出的玩家情感的定量建模方式依赖这样的事实: 玩家的情感状态的变化会影响其操作游戏的交互指令和游戏状态。本文通过自底向上的方法, 建立从交互指令和游戏状态到玩家情感的模型。该模型可用于游戏自适应策略。通过玩家情感模型, 动态调节游戏控制参数, 从而解决玩家游戏技能的不断提升与固定而乏味的游戏内容之间的矛盾, 为玩家带来持续的游戏乐趣。

1 玩家情感建模

现有的玩家建模方法主要有认知建模(Cognitive Modeling)和情感建模(Affective Modeling)^[5]。两种方法主要都采用玩家游戏时的交互数据、游戏体验数据等作为建模输入, 并广泛采用计算智能方法进行建模。随着偏好学习和进化神经网络的发展, 基于进化神经网络的玩家情感偏好建模也开始在该领域显示出价值。根据个别玩家的偏好, 实时地优化玩家对游戏的满意程度, 从而实现游戏内容的自适应。

通常把获取玩家建模的方法分为定性方法和定量方法^[6]。本文是建立在平台游戏的基础之上进行的定量研究。

本文通过对玩家在平台游戏中的情感状态进行定量建模, 以得到的玩家情感模型用来调整游戏内容。玩家情感建模的流程如图1所示。

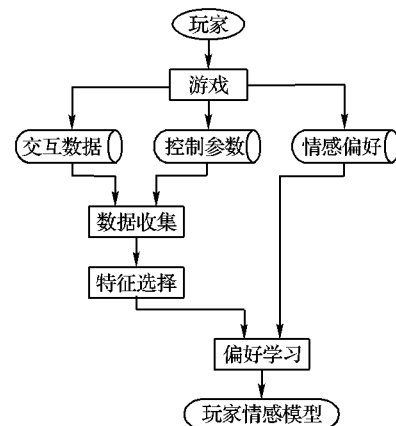


图1 玩家情感建模流程

本文主要用到的进行玩家情感建模的关键技术有: 特征选择、三重交叉验证技术、进化算法、神经网络和基于进化神经网络的偏好学习。

2 实验平台

SolarWolf 是一个开源动作游戏^[7]。选择 SolarWolf 作为游戏实验平台的原因在于: 首先, 游戏中的控制参数较为明确; 其次, 因为它是一个开源游戏, 有广泛的玩家数量, 有利于收

收稿日期: 2011-06-01; 修回日期: 2011-07-05。

作者简介: 王小玲(1987-), 女, 四川苍溪人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字娱乐、人机交互; 梁晖(1981-), 男, 湖南耒阳人, 主要研究方向: 装甲系统通信; 段云飞(1986-), 男, 四川成都人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字娱乐、人机交互; 唐宁九(1960-), 男, 四川成都人, 教授, 主要研究方向: 软件工程工具、计算机网络、数字娱乐。

集实验游戏数据。

3 数据收集

数据收集是一个获取与玩家特征、情感偏好相关的游戏特征的过程,这一过程为玩家情感模型的建立提供必要的数据源。玩家情感与游戏数据之间的关系如图 2 所示。

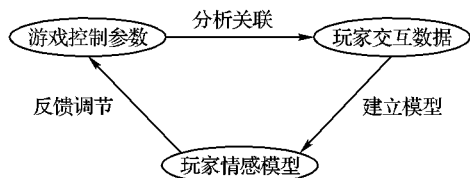


图 2 玩家情感与游戏数据之间的关系图

本文所有的数据都是以离线方式来收集的。一共有 54 个玩家参与了实验,其中有男性 48 名,女性 6 名。通过修改 SolarWolf 的源程序,增加数据收集部分的代码,要求玩家玩两组控制参数取值不同的游戏。在玩家游戏时,自动将游戏当前的控制参数以及玩家的交互数据保存到数据库,并且要求玩家完成 4-AFC(4-Alternative Forced Choice)问卷,以获得玩家游戏时的情感偏好数据。所有的数据都保存在主机的数据库中。

本文主要考虑大多数平台游戏中所共有的特征收集了以下三类数据。

1) 游戏控制参数。游戏的控制参数是那些用于关卡生成以及对于关卡难度和类型有影响的参数。找到这些参数与玩家情感之间存在的联系,就可以通过改变这些参数来调整游戏内容。本文主要收集了 10 个对游戏中的玩家情感影响比较显著的控制参数,如表 1 所示。

表 1 游戏控制参数信息

参数	含义
H	方块出现位置的空间分布熵
N	方块的数量
N_m	暗藏地雷的数量
H_m	暗藏地雷的分布熵
N_a	漂移陨石的数量
S	敌舰发射子弹敏感度
H_b	敌舰发射子弹的熵
T_b	敌舰发射子弹的平均间隔时间
N_b	敌舰连续发射子弹的数量
v	敌舰发射子弹的速度

2) 游戏交互数据。是指玩家游戏时的各种行为的一些统计特征,本文主要分为时间,死亡和玩家收集信息三个方面来进行讨论,共收集了 11 个与玩家的交互行为相关的数据,如表 2 所示。

3) 玩家情感反馈数据。本文设计了一个游戏研究调查,要求参与实验的玩家在体验不同参数的实验游戏时完成给出的 4-AFC 问卷,以便记录玩家游戏时的对偶情感偏好数据。问卷内容包括:游戏 A[B] 比游戏 B[A] 更有乐趣/挑战/挫败感;游戏 A 和 B 具有相等的乐趣/挑战/挫败感;游戏 A 和 B 都感觉不到乐趣/挑战/挫败。

每位参与者完成两组对比游戏 A 和 B。每组对比游戏中的两个游戏关卡之间在至少一个控制参数上有明显差异。本文通过分析控制参数的和情感偏好问卷结果的差异,寻求两者之间的联系并用于建模。

表 2 游戏交互数据

参数	含义
T	游戏关卡的完成时间
T_c	收集方块的时间
T_b	躲避子弹的时间
T_l	玩家最后一条生命的游戏时间
V	玩家收集到的宝物的种类
N_s	玩家收集到的防护盾的数量
N_d	玩家收集到的减速球的数量
N_l	玩家收集到的额外生命的数量
d_o	玩家的飞船死于敌舰所射子弹的次数
d_e	玩家的飞船死于关卡中隐藏地雷的次数
d_a	玩家的飞船死于关卡中漂移陨石的次数

4 特征选择

为了尽量减少建模过程中作为输入的特征数,应选择最具有代表性的游戏特征,使得它们足够少,彼此之间又能相互独立。本文采用特征选择方法找到最好的特征子集,避免采用全局搜索的方法所造成的巨大计算开销,从而达到提高玩家情感模型训练速度和提高模型精度之目的。

将初始特征子集设为 $\{E\{r_i\}\}$, 本文分别采用单个最优选择 nBest、顺序前向选择 (Sequential Forward feature Selection, SFS)^[8-9]、遗传特征选择 (Genetic Feature Selection, GFS)^[10] 三种算法进行特征选择。

为了防止过度拟合的发生,本文采用了三重交叉验证技术对这三种算法进行性能评估。将实验数据划分成训练集和验证集两部分,其中 2/3 的数据作为训练集,剩下 1/3 的数据作为验证集,这些数据将会在网络中运行若干次直到所有的数据都至少进入过验证集一次。然后通过计算三次验证中对玩家情感预测准确度的平均值来评估所选择的特征子集对预测玩家情感体验偏好的性能。

上述三种方法分别计算出的乐趣之特征子集性能参数如表 3 所示。预测准确度平均值为 nBest 算法 57.50%, SFS 算法 61.70%, GFS 算法 68.80%, 可以发现三种特征选择方法中性能最好的是遗传特征选择 GFS 算法。在尽量小的特征子集中, GFS 算法对玩家情感体验的预测率是最高的。

表 3 特征子集性能参数(乐趣)

nBest 算法		SFS		GFS	
参数	值	参数	值	参数	值
N	0.7940	H_b	-0.7806	N	0.7924
V	-0.7254	N_l	-0.6394	H	0.6554
H_b	-0.7182	T_b	0.3170	H_b	-0.4412
N_l	-0.6766			N_l	0.3453
H	0.5044			T_b	-0.3626
S	-0.4154			d_m	-0.3174
T_b	-0.3944			S	0.1576
				V	0.0358

5 偏好学习

偏好学习^[11] (Preference Learning) 是针对用户偏好进行学习分类的研究方法。本文利用进化神经网络方法来进行偏好学习,得到一个可量化的玩家情感模型。

本文用户偏好是通过 4-AFC 问卷结果明确表达出来的,因此本文基于这些玩家情感偏好来训练人工神经网络。选用收集到的玩家对某一情感有明确偏好的数据用于训练的网络

权重。同时,由于所有的特征值拥有不同的值域范围,例如表示时间比例的值范围在0~1,而像死亡次数的值可能处于0~5。如果以这样的数据直接作为神经网络的输入会为权重的训练和网络的性能带来麻烦。为了解决这个问题,本文使用线性归一化公式来处理这些特征数据。

归一化后的特征值如下:

$$V_n = \begin{cases} 0, & V_r \leq m \\ \frac{V_r - m}{M - m}, & m < V_r < M \\ 1, & V_r \geq M \end{cases} \quad (1)$$

其中 V_r 为原始特征数据; m 、 M 分别为对所有特征的分布进行观察总结后,自定义的该特征的最小、最大值。

把上文获得的最优游戏特征子集作为神经网络的输入,神经网络参数为:训练步长为0.01,收敛误差为0.0001,网络的最大训练次数为1000次。将神经网络的输入规范化到[0,1],相应连接权值的匹配范围为-5~5。各层均使用Sigmoid激励函数。

本文将神经网络的连接权值编码为遗传基因,通过遗传算法求解最优连接权值^[12]。遗传算法遵循常规方式,由父代选择、交叉、变异三部分构成。

父代选择过程中,采用轮盘赌法和最优个体保存法,以保证个体的多样性;交叉过程从父代基因中以0.6的概率选取随机交叉点和交叉长度,交换父代中的一段基因;变异过程以0.03的概率发生。遗传算法的适应度函数 $Fitness$ 为:

$$Mse = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_s} (A_i - T_i)^2} / N \quad (2)$$

$$Fitness = e^{-Mse} \quad (3)$$

其中: A_i 是神经网络的实际输出, T_i 是玩家所表达的明确情感偏好, N_s 为实验中成对实验的对数, Mse 是均方误差。从式(3)可以看出,种群的适应度 $Fitness$ 最大也即是神经网络的均方误差 Mse 最小。

网络的权重通过上述遗传算法进行最优求解不断进化,染色体的性能由该权重对玩家偏好的预测准确度决定。网络使用同一个权重向量对每个玩家所玩游戏对的数据进行处理,然后比较该玩家所玩的两个游戏对的神经网络的实际输出 A_i 是否和玩家的情感偏好 T_i 相一致。

本文采用标准的全连接前馈式网络和多层拓扑结构,训练过程中只改变神经网络的权值,而其拓扑结构不会发生任何改变。玩家情感模型的拓扑结构及相应的预测准确率如表4所示,对应于乐趣、挑战和挫败三种情感的预测准确率分别为70.32%、75.24%和79.36%。

表4 玩家情感模型的拓扑结构及相应预测准确率

情感	拓扑结构	准确率/%
乐趣	5-2-1	70.32
挑战	9-3-1	75.24
挫败	12-4-2-1	79.36

为了验证所得的神经网络情感预测模型的性能,通过进化完成后的最优权重向量构建的神经网络对玩家情感偏好的预测准确度来验证实验结果,同样采取前面提到过的三重交叉验证技术,在训练集和验证集上独立地进行三次验证后,使用最后得到的平均验证准确度来评估模型的性能。

6 实验结果分析

本文得到的玩家情感模型成功地对游戏的控制参数和玩家的情感体验建立了非线性映射关系,如表5所示。

表5 游戏参数与玩家的情感体验之间的映射关系

乐趣		挑战		挫败	
参数	值	参数	值	参数	值
N	0.425	H	0.436	T	0.622
H	0.378	N_m	0.379	T_b	0.583
N_t	0.316	N	0.348	N_m	0.476
V	0.259	H_m	0.274	d_a	0.417
H_b	0.213	N_a	0.257	H_b	0.371
		S	0.253	d_m	0.369
		T_b	0.249	S	0.263
		d_m	0.218	V	-0.385
		T	-0.425	N_t	-0.438
		T_i	-0.531	T_i	-0.507

对于乐趣、挑战和挫败三种玩家情感依次分析如下:

1) 乐趣。本文得到的玩家情感模型对于预测玩家的乐趣感的准确率为70.32%。玩家的乐趣感与5个参数关联比较显著,它们分别是:关卡中方块的数量 N ,关卡中方块出现位置的空间分布熵 H ,宝物的类型 V 和数量 N_t 以及障碍物的熵 H_b ,而且全都是正相关。其中,关卡中方块的数量 N 越大,则玩家完成关卡的时间 T 也越多;空间分布熵 H 取值越高,方块分布的混乱程度越大,说明关卡的难度越高。乐趣感与这些特征正相关,说明随着难度的增加,玩家体验到的乐趣感越强;这些相关性数据说明大多数玩家喜欢收获成就,成就会带给他们乐趣和满足。如玩家在游戏中收集的宝物的数量越多,对玩家的激励作用越明显,玩家在游戏中所获取的乐趣感越大。

2) 挑战。本文得到的玩家情感模型对于预测玩家的挑战感的准确率为75.24%。相较于对玩家的乐趣体验,对挑战感的预测更为容易。因为与挑战相关的游戏特征更多,而且它们之间的相关程度更大。控制参数和挑战感之间有几个特别有趣的关联:关卡中方块出现位置的空间分布熵 H ,方块数量 N 以及障碍物的数量 N_a 、 N_m 等的增加都与玩家的挑战感是显著正相关的。说明当玩家的技能与关卡的难度相一致时玩家更容易体验乐趣;而当玩家的技能达不到关卡难度的需要时玩家更容易体验到挑战和挫败。当玩家接连死于地雷时会感到通过这关会很困难,挑战感会增加。由此可知,通过调整这些参数可以调节游戏中玩家的挑战感。

3) 挫败。本文得到的玩家情感模型对于预测玩家挫败情感的准确率为79.36%。通过计算游戏完成时间 T ,游戏中出现的障碍物的数量 N_a 、 N_m 和方块的分布熵 H 以及玩家最后的游戏时间 T_i 等较容易预测到玩家在当前游戏中是否感觉到挫败。当玩家最后的生命值在很短的时间内便消耗掉时,玩家会感到受挫;因为很多玩家都在最后一次尝试投入最大的努力,并期待最好的结果。此外,较高的挫败感会导致玩家在游戏中产生沮丧情绪,进而导致他在最后的生命里面玩得很糟糕。

7 结语

目前对玩家进行建模还没有有效的定量模型,在这样的背景下,本文提出了一个采用进化神经网络构建可量化的玩

(下转第3330页)

的并行执行时间,表现出非常高的执行效率,相对于同步模型而言,MPI + CUDA 异步模型执行时间更少,执行效率的提高更加明显。

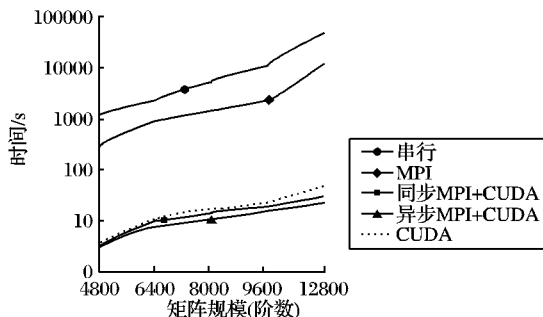


图4 执行时间的比较

由表1和表2的实验数据可知,随着矩阵阶数的增大,本文算法加速比呈线性增长,效率越来越高,充分证明该模型具有很高的可行性。

4 结语

实现MPI + CUDA 异步模型,通过对矩阵乘法的测试,实验证明,MPI + CUDA 异步模型具有更高的执行效率,更加充分发挥节点间分布式存储和节点内共享存储的优势。在多核处理器环境下该模型可以有效提高并行计算性能,是一种高效可行的并行编程策略。

参考文献:

[1] 刘杰,胡庆丰,迟利华.并行矩阵乘的B迁移算法[J].计算机工程与科学,1997,19(3):50-54.

[2] 吴建平,迟学斌.分布式系统上并行矩阵乘法[J].计算数学,1999,21(1):99-108.

[3] WANG C F, SAHNI S. Matrix multiplication on the OTIS-mesh optoelectronic computer[J]. IEEE Transactions on Computers, 2001, 50(7): 635-645.

[4] ALONSO P, REDDY R, LASTOVETSKY A. Experimental study of six different implementations of parallel matrix multiplication on heterogeneous computational clusters of multicore processors[C]// 18th Euromicro Conference on Parallel, Distributed and Network-based Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 263-270.

[5] 刘伟峰,杨权一,曹邦功,等.基于GPU的高度并行Marching Cubes改进算法[J].微电子学与计算机,2008,25(9):151-157.

[6] 钱悦.图形处理器CUDA编程模型的应用研究[J].计算机与数字工程,2008,36(12):177-180.

[7] 董萃,葛万成,陈康力.CUDA并行计算的应用研究[J].信息技术,2010(4):11-13.

[8] GROPP W, LUSK E, DOSS N, et al. A high-performance, portable implementation of the MPI message-passing interface standard[J]. Parallel Computing, 1996, 22(6): 789-828.

[9] NVIDIA Corporation. CUDA Programming Guide 2.3[M]. [s. l.]: NVIDIA Corporation, 2009: 11-13.

[10] 赵永华,迟学斌.基于SMP集群的MPI + OpenMP混合编程模型及有效实现[J].微电子学与计算机,2005,22(10):7-11.

[11] 许彦芹,陈庆奎.基于SMP集群的MPI + CUDA模型的研究与实现[J].计算机工程与设计,2010,31(15):3408-3412.

[12] 夏丽华,张丽晓. PC 集群环境下大规模矩阵乘法算法的研究[J].计算机工程与设计,2007,28(19):4603-4605,4615.

(上接第3320页)

家情感模型的方法。实验结果表明,本文方法在对玩家的挑战和挫败感进行预测时达到了比较高的准确率,分别是75.24%和79.36%,对于乐趣的预测模型精确度是70.32%。

本文提出的基于玩家在游戏交互体验信息情感建模的方法,可以对游戏中各控制参数对于玩家情感体验的影响进行量化,得到的模型预测准确度较先前的研究有了一定的提升。在以后的研究中,可以试图找到某种自适应策略机制,在本文得到的模型基础上对游戏中的参数进行调节,从而实现游戏内容的实时自适应,以提高玩家的满意度。

本文中数据收集的问卷调查是在玩家玩完一组游戏后进行的,考虑到人的记忆模糊性可能会对调查结果产生误差。如果能实时地在游戏过程中即时反馈乐趣信息,可适当减小误差。

此外,在本文中对于玩家情感的建模是基于某一特定的玩家类型和特定的游戏风格的假设之上进行的。不同的玩家风格对不同的游戏体验情感有不同的需求,如果想将得到的模型应用于其他的游戏风格(比如RTS和FPS)和更多层次的玩家风格以及游戏策略,则需要更加海量的数据量,以便对玩家进行聚类分析。这也是今后的一个研究方向。

参考文献:

[1] MALONE T W. What makes things fun to learn? heuristics for designing instructional computer games[C]// Proceedings of the 3rd ACM SIGSMALL symposium and the first SIGPC symposium on Small systems. New York: ACM, 1980: 162-169.

[2] KOSTER R. A theory of fun for game design [M]. Scottsdale: Paraglyph Press, 2004.

[3] PEDERSEN C, TOGELIUS J, YANNAKAKIS G N. Modeling player experience in Super Mario Bros[C]//IEEE Symposium on Computa-

tional Intelligence and Games. Piscataway: IEEE, 2009: 132-139.

[4] PEDERSEN C, TOGELIUS J, YANNAKAKIS G N. Modeling player experience for content creation[C]// IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games. Piscataway: IEEE, 2010: 54-67.

[5] IEEE task force on player satisfaction modeling[EB/OL]. [2010-12-07]. <http://gameai.itu.dk/psm/index.php?title=Publications>

[6] YANNAKAKIS G N. How to model and augment player satisfaction: A review[C]// Proceedings of the 1st Workshop on Child, Computer and Interaction. New York: ACM, 2008: 1-5.

[7] Official SolarWolf Site[EB/OL]. [2011-02-24]. <http://pygame.seul.org/shredwheat/solarwolf/>

[8] YANNAKAKIS G N. Learning from preferences and selected multimodal features of players[C]// Proceedings of the 2009 International Conference on Multimodal Interfaces. New York: ACM, 2009: 115-118.

[9] YANNAKAKIS G N, HALLAM J. Game and player feature selection for entertainment capture[C]// IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games 2007. New York: IEEE, 2007: 244-251.

[10] MARTÍNEZ H P, YANNAKAKIS G N. Genetic search feature selection for affective modeling: a case study on reported preferences[C]// Proceedings of the 3rd International Workshop on Affective Interaction in Natural Environments. New York: ACM, 2010: 15-20.

[11] FÜRNKRANZ J, HÜLLERMEIER E. Preference learning [M]. Berlin: Springer, 2005.

[12] YANNAKAKIS G N, MARAGODAKIS M, HALLAM J. Preference learning for cognitive modeling: a case study on entertainment preferences[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2009, 39(6): 1165-1175.