

引用格式:吕立程,桑胜波.动态贝叶斯网络的立体视觉疲劳概率评估[J].电光与控制,2019,26(9):45-49. LYU L C, SANG S B. Stereoscopic fatigue probability assessment of dynamic Bayesian networks[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(9):45-49.

动态贝叶斯网络的立体视觉疲劳概率评估

吕立程, 桑胜波

(太原理工大学,山西 晋中 030600)

摘要:为了更有效地评估3D设备观测导致的视觉疲劳,首次采用动态贝叶斯网络对3D观测者的立体视觉疲劳概率进行计算。在构建有向无环图的过程中考虑立体视觉中的多种因素与疲劳现象之间的相互关系,在疲劳节点上加入生理特征节点与动态因素进行合理评估,使得各节点的状态与贝叶斯网络节点的状态概率一一对应,为立体视觉疲劳概率评估提供了系统的方案。结果表明,与当前MOS方案相比,采用动态贝叶斯网络的方案更为全面地分析了观测者的疲劳状态,所评估的疲劳概率比观测者的主观结果更精确,更为接近实际情况。

关键词:立体视觉疲劳;动态贝叶斯网络;MOS方案;生理特征;动态因素;双目视差

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.09.011

Stereoscopic Fatigue Probability Assessment of Dynamic Bayesian Networks

LYU Li-cheng, SANG Sheng-bo

(Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China)

Abstract: In order to evaluate the visual fatigue caused by 3D equipment observation more effectively, the dynamic Bayesian network is used to calculate the stereoscopic visual fatigue probability of 3D observers for the first time. In the process of constructing a directed acyclic graph, the relationship between multiple factors in stereo vision and fatigue phenomena is taken into account, the physiological characteristic nodes and dynamic factors are added for making reasonable estimation. The state of each node is in one-to-one correspondence with the state probability of Bayesian network nodes, which provides a systematic scheme for stereoscopic fatigue probability assessment. The results show that: Compared with current MOS method, the scheme of dynamic Bayesian network analyzes the observation more comprehensively, the fatigue state of the observer is more accurate than the subjective result of the observer himself, and is closer to the actual situation.

Key words: stereoscopic visual fatigue; dynamic Bayesian networks; MOS method; physiological feature; dynamic factor; binocular parallax

0 引言

当前,立体视觉疲劳技术已经成为3D技术发展的关键瓶颈,在大量3D设备中,由于人眼与设备难以融合造成的视觉疲劳无法避免。当观察者关注3D图像时,会通过眼睛的移动将左右两幅图匹配在一起,使每幅图像通过人的空间感知呈现为立体视觉。然而,由于双目视差的原因,人眼会产生立体视觉疲劳^[1-4]。

目前国内外已经有不少学者根据MOS方案、深度学

习等手段得出许多行之有效的立体视觉疲劳评估方法,例如王嘉辉等建立一种通过捕捉人唇部和眼部移动的神经网络算法,通过该算法,评估得到科学、合理的状态结论^[5],但这些常用方法主观性较大,忽略动态因素与其他生理变量影响,导致视觉疲劳计算存在较大误差。

鉴于此,本文采用动态贝叶斯网络对3D视觉疲劳进行概率评估,结合多种节点因素分析,提出一种新的计算方法,对立体视觉疲劳的状态进行更为全面的评估。

1 立体视觉疲劳及评估模型描述

立体视觉中的双目视差有时也被称为立体视差,是一种深度线索。物体离观察者越近,两只眼睛所看到物体的差别也越大,这就形成了双目视差。大脑可以利用

收稿日期:2018-10-12 修回日期:2019-07-30

基金项目:国家优秀青年科学基金(51622507)

作者简介:吕立程(1994—),男,广西玉林人,硕士生,研究方向为图像与视觉技术。

对这种视差的测量,估计出物体到眼睛的距离^[6-7]。

如图1所示,通过增加屏幕的镜像深度,3D图像的观察者会产生逐渐增加的深度感知,产生所谓的立体感^[8],而图2所示,观察者观察真实物体或2D设备上的图像时,视线会聚到相同的特定点,适应距离与收敛距离相同。相反,3D显示器的观察者视线聚焦在屏幕上的不同点,经大脑对图像的处理后获得立体感,但违反视觉规则容易引起视觉的疲劳^[9]。

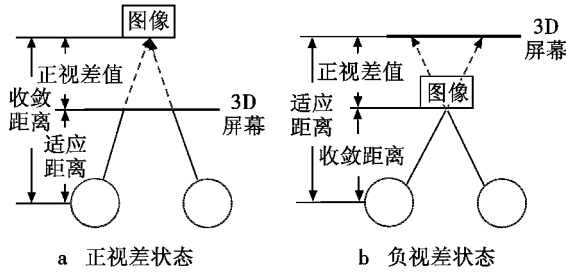


图1 观看3D图像时的双目视差

Fig. 1 Binocular parallax when viewing 3D images

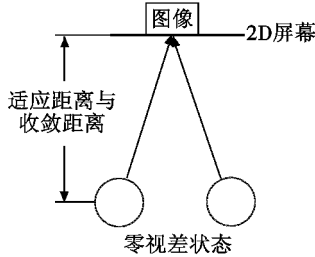


图2 2D观看时的双目视差

Fig. 2 Binocular parallax in 2D viewing

当人眼直接观测物体时,双目视差为零视差状态,会聚域集中在物体上,此域是立体成像的舒适区域^[10]。但在3D图像观测期间,存在多种视差类型,同时在屏幕的前后方会形成正负视差域,不同视差可获得不同的3D成像,而且负视差比正视差引起更多的眼部疲劳。

在各种视觉疲劳测试中,需要测试部分人体可观测生理特征,例如非接触式和接触式生理特征。非接触式生理特征的方案侧重于从非接触特征推断疲劳,目前的疲劳测试算法依赖于眼动追踪和动态匹配,疲劳的观测者在长时间的视觉实验中会表现出一些视觉线索,例如眼球运动、头部运动,可通过检测嘴和眼睛的运动,构建神经网络的疲劳识别方案;接触式生理特征的方案则侧重于从接触特征推断疲劳,例如,脑电图、心电图和其他生物传感器系统。在疲劳实验中,测试脑电图主频带 δ, θ, α 和 β ,结果表明, δ 和 θ 活性随时间稳定,但 α 活性略有下降, β 活性显著下降^[11]。

2 动态贝叶斯网络算法描述

在利用贝叶斯网络处理不确定性事件中,条件概

率的推算建立数学模型的基础,当给定事件 Z 的概率 $P(Z)$ 的表述时,会受到其他已知因素的制约。因此,可根据所涉及特征变量及其条件概率,通过贝叶斯定理得到疲劳估计的概率

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

式中: N 为有向无环图中的节点数; Z_t^i 为位于时间 t 的节点 i ; $P_a(Z_t^i)$ 为 Z_t^i 的父节点。动态贝叶斯网络的模型建立主要有两步:1) 有向无环图上节点的确定;2) 确定每个节点的先验概率分布^[12]。

3 贝叶斯网络算法的疲劳分析

3.1 贝叶斯网络的疲劳节点设定

为了建立离散贝叶斯网络的疲劳识别模型,首先需指定离散贝叶斯网络的节点,与疲劳相关的节点包括双目视差及其他显示因素。

确定每个节点中的离散变量:1) $Z = [Z_t^1, Z_t^2]$, Z_t^1, Z_t^2 分别表示疲劳状态和无疲劳状态;2) 背景特征, $X = [X_t^1, X_t^2, X_t^3]$, X_t^1, X_t^2, X_t^3 分别表示睡眠质量、生理规律和实验环境; $Y = [Y_t^1, Y_t^2]$, Y_t^1, Y_t^2 分别表示双目视差和其他因素;3) 可观测特征节点 $O = [O_t^1, O_t^2]$, O_t^1, O_t^2 分别表示非接触生理特征和接触生理特征。

首先用静态贝叶斯网络计算,在时间片 $t=1$ 的背景节点之间的关系可表示为 $e_{t=1}^{X,Y} = \{e_{XY,1}^{i,j}\}$ 与 $e_{t=1}^O = \{e_{O,1}^{i,j}\}$,其中, $e_{XY,1}^{i,j}$ 表示在 j 状态下的 i 节点的证据, $e_{O,1}^{i,j}$ 为第 j 个状态值,表示可观测节点 i 的证据, $e_{t=1} = \{e_{t=1}^{X,Y}, e_{t=1}^O\}$ 表示背景节点间关系和可观测特征节点。在 X, Y 节点下 $e_{t=1}^{X,Y}$ 的条件概率为

$$P(Z = z_{t=1}^k | e_{t=1}^{X,Y}) \propto P(Z = z_{t=1}^k | x_{t=1}^{i,j}) P(Z = z_{t=1}^k | y_{t=1}^{i,j}) = \left[\prod_{i=1}^2 \prod_{j=1}^2 \prod_{l=1}^2 P(Z = z_{t=1}^k | x_{t=1}^{1,i}, x_{t=1}^{2,j}, x_{t=1}^{3,l}) P(x_{t=1}^{1,i}) \times P(x_{t=1}^{2,i}) P(x_{t=1}^{3,i}) \right] \left[\prod_{i=1}^2 \prod_{j=1}^2 P(Z = z_{t=1}^k | y_{t=1}^{1,i}, y_{t=1}^{2,j}) \times P(y_{t=1}^{1,i}) P(y_{t=1}^{2,j}) \right] \quad k = 1, 2 \quad (2)$$

节点 Z 的条件概率 $e_{t=1}^O$ 为

$$P(e_{t=1}^O | Z = z_{t=1}^k) \propto P(e_{0,t=1}^{1,j} | Z = z_{t=1}^k) P(e_{0,t=1}^{2,j} | Z = z_{t=1}^k) = \left[\prod_{m=1}^3 P(e_{t=1}^{1,j} | e_{t=1}^{1,m}) P(e_{t=1}^{1,m} | Z = z_{t=1}^k) \right] \times \left[\prod_{n=1}^3 P(e_{t=1}^{2,j} | O_{t=1}^{2,n}) P(O_{t=1}^{2,n} | Z = z_{t=1}^k) \right] \quad k = 1, 2, \quad j = 1, 2, 3 \quad (3)$$

在式(2)和式(3)中, $P(Z = z_{t=1}^k | e_{t=1}^{X,Y})$ 为父节点出现视觉疲劳的先验概率。如果父节点 Z 出现视觉疲劳, $P(e_{t=1}^O | Z = z_{t=1}^k)$ 可以视为可观测证据 $e_{t=1}^O$ 的条件概率。

节点 Z 的条件概率可由式(1)和式(2)推出

$$P(Z = z_{t+1}^k | e) = \frac{P(Z = z_{t+1}^k | e_{t+1}^{X,Y})P(e_{t+1}^0 | Z = z_{t+1}^k)}{\sum_{i=1}^2 P(Z = z_{t+1}^i | e_{t+1}^{X,Y})P(e_{t+1}^0 | Z = z_{t+1}^i)} \quad (4)$$

式中： $k = 1, 2$ ； $\sum_{i=1}^2 P(Z = z_{t+1}^i | e_{t+1}^{X,Y})P(e_{t+1}^0 | Z = z_{t+1}^i)$ 是节点 Z 在多种可能的假设下的先验概率。

3.2 动态贝叶斯网络的视觉疲劳分析

基于以上贝叶斯网络节点的计算，加入 t 时刻视觉疲劳的动态贝叶斯网络结构，动态贝叶斯网络可以看作是时间连续的静态贝叶斯网络，如图3所示。

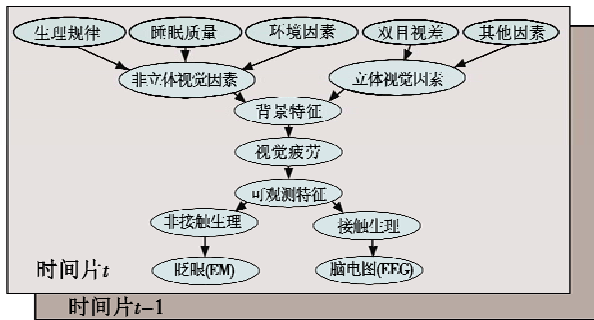


图3 动态贝叶斯网络的3D视觉疲劳有向无环图

Fig.3 The DAG of 3D visual fatigue measurement using dynamic Bayesian networks

图中的图片为 $t-1$ 和 t 之间的对应关系，而相邻时间片 $t-1$ 和 t 之间的关系可以用一阶隐马尔可夫模型来建模。

将静态贝叶斯网络公式叠加成动态，即

$$P(Z = z_t^k | e_t^{X,Y}) \propto [\sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^2 \sum_{m=1}^2 P(Z = z_{t-1}^k | x_{t-1}^{1,i}, x_{t-1}^{2,j}, x_{t-1}^{3,l}, z_{t-1}^m) P(x_{t-1}^{1,i}) P(x_{t-1}^{2,j}) P(x_{t-1}^{3,l}) P(z_{t-1}^m)] \times [\sum_{i=1}^{17} \sum_{j=1}^3 \sum_{m=1}^2 P(Z = z_{t-1}^k | y_{t-1}^{1,i}, y_{t-1}^{2,j}, z_{t-1}^m) \times P(y_{t-1}^{1,i}) P(y_{t-1}^{2,j}) P(z_{t-1}^m)] \quad k = 1, 2 \quad (5)$$

式中： $P(z_{t-1}^m)$, $m = 1, 2$ 是节点 Z 在时间片 $t-1$ 时刻的条件概率，在 t 时刻的事件 $e_t^{X,Y}$ 中，节点 Z 的条件概率可由式(2)求得，在节点 Z 的发生条件下， t 时刻 e_t^0 条件概率可由式(3)求得

$$P(e_t^0 | Z = z_t^k) \propto P(e_{0,t}^{1,j} | Z = z_{t-1}^k) P(e_{0,t}^{2,j} | Z = z_{t-1}^k) = [\sum_{m=1}^3 P(e_{0,t}^{1,i} | O_t^{1,m}) P(O_t^{1,m} | Z = z_t^k)] \times [\sum_{n=1}^3 P(e_{0,t}^{2,j} | O_t^{2,n}) P(O_t^{2,n} | Z = z_t^k)] \quad k = 1, 2, \quad j = 1, 2, 3 \quad (6)$$

在 t 时刻的 $e_t = \{e_t^{X,Y}, e_t^0\}$ 证据变量下，节点 Z 的条件概率可由式(5)和式(6)推出，即

$$P(Z = z_t^k | e) = \frac{P(Z = z_t^k | e_t^{X,Y}) P(e_t^0 | Z = z_t^k)}{\sum_{i=1}^2 P(Z = z_t^i | e_t^{X,Y}) P(e_t^0 | Z = z_t^i)} \quad k = 1, 2 \quad (7)$$

式(5)~式(7)表示在时间片 $t-1$ 与时间片 t 视觉疲劳的条件概率的变化。

4 实验与结果

图4所示为用于视觉疲劳的测试图片，-70代表负视差距离为70 cm，同理可知其他视差值。

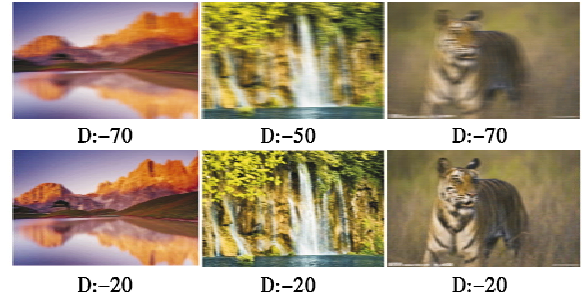


图4 评估视觉疲劳的测试图片

Fig.4 Test images to evaluate visual fatigue

从现有文献中可查阅到表1、表2的节点概率信息^[13]，其中，表2中的3种状态值分别用 $\{S_0, S_1, S_2\}$ 表示， S_0 表示生理规律状态，如果生理规律是规律状态，则 $S_0 = 1$ ，反之，则 $S_0 = 0$ ，同理，睡眠质量和环境因素的状态好坏均以此表示。

表1 双目视差下的疲劳节点概率

Table 1 Conditional probability for fatigue node with binocular parallax

负视距的 视差值/cm	疲劳节点		正视距的 视差值/cm	疲劳节点	
	正常	疲劳		正常	疲劳
-80	0.05	0.95	0	0.98	0.02
-70	0.11	0.89	10	0.95	0.05
-60	0.38	0.62	20	0.94	0.06
-50	0.57	0.43	30	0.91	0.09
-40	0.69	0.31	40	0.91	0.09
-30	0.81	0.19	50	0.89	0.11
-20	0.87	0.13	60	0.86	0.14
-10	0.93	0.07	70	0.82	0.18
0	0.98	0.02	80	0.75	0.25

通过统计分析的问卷方式获取了视觉舒适度，而后描绘舒适度曲线，依托舒适度曲线从而判断MOS方案的疲劳概率。

实验设立两个问卷组，全程保证环境因素处于最佳状态：对于第一组，要求50名没有任何类型睡眠障碍的学生在测试日之前保持相对良好的睡眠质量，并要求他们10:00~11:30参加实验；对于第二组，另外50名志愿者在前一晚获得的睡眠时间少于6h，并要求他们从第二天13:00到14:30参加测试，实验记录的等级分为5个等级，分别为1非常舒适，2舒适，3有点舒适，4不舒适，5非常不舒适，最终将各视差值的疲劳比例统计出来，并将这些结果的曲线拟合为对比度数据库，如图5

所示,可得 MOS 方案测试的立体视觉疲劳值。

表 2 生理规律、睡眠质量和环境因素下的
疲劳节点概率

Table 2 Conditional probability for fatigue node
with CR, SQ, EE

生理规律、睡眠 质量和环境因 素节点状态	疲劳节点		生理规律、睡眠 质量和环境因 素节点状态	疲劳节点	
	正常	疲劳		正常	疲劳
111	0.95	0.05	011	0.23	0.77
110	0.85	0.15	010	0.12	0.88
101	0.73	0.27	001	0.11	0.89
100	0.49	0.51	000	0.02	0.98

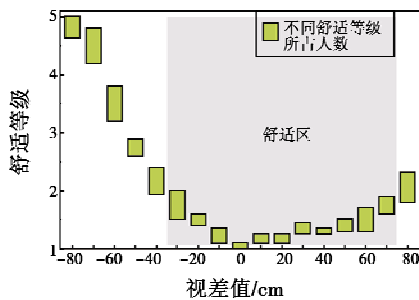


图 5 MOS 方案的视觉疲劳测试结果
Fig. 5 The visual fatigue test results with
MOS method

其次,为了推算 3D 观测中的疲劳概率,需要测出所有节点的数据,首先对脑电图(EEG)与眨眼(EM)进行分析,实验利用 EEG 和 EM 追踪系统,以 500 Hz 的时间分辨率进行测试。实验要求每个参与者在 3D 电视前以不同的视差观看 3D 图像,并在 25 min 实验期间不允许休息。观测中以每分钟 1 个样本的速率收集每个参与者的 EEG 和 EM 信号。图 6 是观测者的 3D 与 2D 观测时的 β 脑电波比较,而图 7 则是 3D 与 2D 观测时的眨眼频率比较。

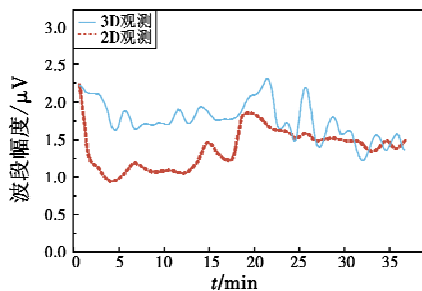


图 6 2D 与 3D 观测的 β 脑电波比较
Fig. 6 Comparison of 2D observations and 3D
observations of β waves

对于非接触式生理特征,若在 EM 的一定时间内眼睛闭合时所占的时间比例值 (PERCLOS) 达到 80 以上,则 $P(e_o^{1,1}) = 0.89, P(e_o^{1,2}) = 0.42, P(e_o^{1,3}) = 0.18$; 对于接触式生理特征值,若 EEG 信号中 β 脑电波的减少较大,则 $P(e_o^{2,1}) = 0.90, P(e_o^{2,2}) = 0.20, P(e_o^{2,3}) = 0.10$ 。表 3

描述当视觉疲劳发生时,EEG 和 EM 发生的条件概率。

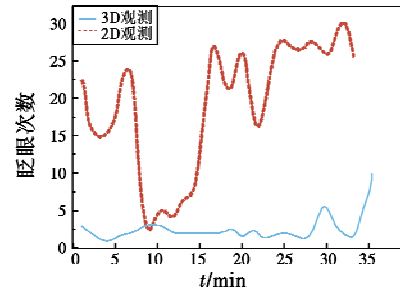


图 7 2D 与 3D 观测的眨眼频率比较
Fig. 7 Comparison of blink frequency between 2D
observation and 3D observation

表 3 疲劳对 EEG 与 EM 信号的概率影响
Table 3 Conditional probabilities for EEG
and EM given fatigue

疲劳节点	EEG			EM		
	降低	不变	增加	大	中	小
疲劳	0.90	0.08	0.02	0.94	0.05	0.01
正常	0.02	0.08	0.90	0.01	0.05	0.94

最后,需要测试不同视差状态下前后时间片的疲劳关系,分别在两组学生完成实验后,给予 1.5 h 休息时间,重复第一次实验,最后统计概率变化情况,实验结果如表 4 所示。

表 4 t 时刻的疲劳节点概率
Table 4 Conditional probabilities for
the fatigue node at time t

$t-1$ 时 刻疲劳 状态 z_{t-1}^m	视差 状态	t 时刻疲劳 状态 $P(z_t^m)$		$t-1$ 时 刻疲劳 状态 z_{t-1}^m	视差 状态	t 时刻疲劳 状态 $P(z_t^m)$	
		疲劳	正常			疲劳	正常
1	01000	0.99	0.01	0	01000	0.86	0.14
1	00111	0.98	0.02	0	00111	0.79	0.21
1	00110	0.96	0.04	0	00110	0.61	0.39
1	00101	0.89	0.11	0	00101	0.48	0.52
1	00100	0.87	0.13	0	00100	0.30	0.70
1	00011	0.77	0.23	0	00011	0.18	0.82
1	00010	0.72	0.28	0	00010	0.08	0.92
1	00001	0.62	0.38	0	00001	0.03	0.97
1	00000	0.55	0.45	0	00000	0.00	0.99
1	10001	0.56	0.44	0	10001	0.02	0.98
1	10010	0.56	0.44	0	10010	0.03	0.97
1	10011	0.61	0.39	0	10011	0.04	0.96
1	10100	0.67	0.33	0	10100	0.05	0.95
1	10101	0.69	0.31	0	10101	0.05	0.95
1	10110	0.73	0.27	0	10110	0.08	0.92
1	10111	0.75	0.25	0	10111	0.12	0.88
1	11000	0.80	0.20	0	11000	0.15	0.85

表 4 中统计了 t 时刻与 $t-1$ 时刻的疲劳与视差关系,视差的状态值用“ $B_0 B_1 B_2 B_3 B_4$ ”表示, B_0 值的 1 和 0 分别代表了双目视差的正、负视距,“ $B_1 B_2 B_3 B_4$ ”代表双目视差的视距值。

按照表 1~表 4 的节点状态将实验结果代入动态贝

叶斯网络,可以得到观测者的疲劳概率曲线。两组实验的结果如图8所示。由图8可知,视觉疲劳概率进一步增大。为了直观地了解所测结果,计算图中平均绝对误差为0.085,0.252,由此可知,通过动态贝叶斯网络模型计算得到的疲劳概率更加直观与准确。

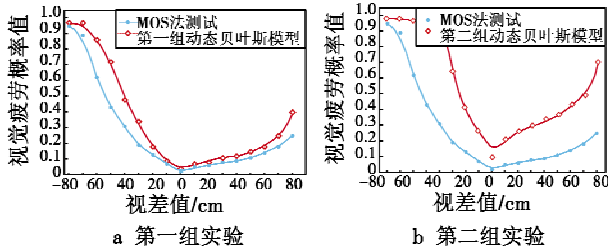


图8 MOS方案与两组实验下3D视觉疲劳测试结果对比

Fig.8 Comparison of MOS scheme with 3D visual fatigue test results under the first and the second dynamic Bayesian model

5 结语

本文提出了动态贝叶斯网络的3D立体视觉疲劳评估的基本测试模型,使用立体视觉与非立体视觉特征的各类背景节点、接触式与非接触式生理特征去推断观测者的疲劳状态,提供了广泛的特征类别。此外,在搭建的贝叶斯网络中,加入的节点数据能够更加快速、准确地评估出立体视觉的真实疲劳状态。最后,本文算法避免了动态因素对实验精度的影响,将相邻时间片 $t-1$ 与 t 之间的影响考虑在内,使评估在时间上具有连续性。实验证明,动态贝叶斯网络计算的视觉疲劳更符合实际情况。

参考文献

- [1] 靳冰凌,张震,张子耀.基于视觉的驾驶员疲劳特征提取方法[J].计算机技术与发展,2018,28(11):193-197.
- [2] 王静.基于功能磁共振的立体视觉功能区定位及观看3D

电视视觉疲劳研究[D].南京:南京航空航天大学,2016.

- [3] 沈丽丽,孙伟鹏.立体深度运动引发的立体视觉疲劳的脑电评估[J].工程科学学报,2017,39(9):1421-1427.
- [4] 李静,王阿妮,王君乐.三维显示技术引起的视觉疲劳研究综述[J].激光与光电子学进展,2015,52(3):74-83.
- [5] 王嘉辉,程义,李焜阳,等.3D显示方式与视差对视觉疲劳的影响研究[J].中山大学学报:自然科学版,2013,52(5):1-5.
- [6] 施笑畏,王帅.基于眼球运动参数视觉疲劳评价[J].科技信息,2012(21):172-173.
- [7] 映维网.伊利诺伊大学为VR研发3D显示屏,解决视觉疲劳问题[J].工业设计,2017(7):11.
- [8] KIM D, CHOI S, PARK S, et al. Stereoscopic visual fatigue measurement based on fusional response curve and eye-blinks[C]//The 17th International Conference on Digital Signal Processing, IEEE, 2011:1-6.
- [9] ZHAN Z H, ZHANG L, HU M, et al. Online learners' reading ability detection based on eye-tracking sensors[J]. Sensors, 2016, 16(9):1457.
- [10] LIU F, DENG D, LI P. Dynamic context-aware event recognition based on Markov logic networks[J]. Sensors, 2017, 17(3):491.
- [11] ZHANG Z, LUO D Y, RASIM Y, et al. A vehicle active safety model; vehicle speed control based on driver vigilance detection using wearable EEG and sparse representation[J]. Sensors, 2016, 16(2):242.
- [12] 李陆军,丁建江,郑玉军,等.基于动态贝叶斯网络的导弹发射症候识别方法[J].电光与控制,2016,23(11):9-12.
- [13] KIM J G, CHO J D. Simplified relative model to measure visual fatigue in a stereoscopy[C]//IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2011:2830-2831.

(上接第37页)

- [8] WANG J N, LIAN B W, XUE Z. Weak GPS signal acquisition method based on DBZP[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(2):236-243.
- [9] KAKOOEI M, TABATABAEI A. A fast parallel GPS acquisition algorithm based on hybrid GPU and multi-core CPU[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 104(4):1355-1366.
- [10] WANG K D, JIANG R, LI Y, et al. A new algorithm for fine acquisition of GPS carrier frequency[J]. GPS Solu-

tions, 2014, 18(4):581-592.

- [11] MAO W L. Robust set-membership filtering techniques on GPS sensor jamming mitigation[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(6):1810-1818.
- [12] 杨久东,王文军,孙跃.高灵敏度GPS信号快速捕获新方法[J].电光与控制,2018,25(6):56-59.
- [13] MCGAUGHEY D R, DAGENAIS V, PECKNOLD S P. Improved torpedo range estimation using the fast orthogonal search[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2010, 35(3):595-602.