

基于头部姿态估计的在线学习注意力监测研究

王 宏¹ 王莹莹^{1*}

WANG Hong WANG Yingying

摘 要

针对传统学生注意力监测依赖外接摄像头带来的应用场景受限问题,文章设计了一种基于移动端头部姿态估计的在线学习注意力监测系统。该系统利用移动设备自带的摄像头,结合 ERT 算法(ensemble of regression trees)和 PnP 算法(perspective-n-point)在移动端实现实时头部姿态估计。同时,系统开发了教师监控端,借助动态判别机制灵活判断学生的注意力状态,并实现学生注意力状态的实时展示与提醒功能,帮助学生及时调整学习状态。通过移动端与监控端的协同工作,系统不仅实现了学习过程与注意力监测的有效融合,还显著提升了在线教育的教学质量和学生学习效率,具有广泛的应用前景。

关键词

头部姿态估计;移动端;在线学习;注意力监测;计算机视觉

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.06.046

0 引言

随着信息技术的发展,在线学习已成为现代教育的重要组成部分。在线学习突破了传统教育在时间和空间上的限制,为学生提供了更加丰富的学习资源和方式。然而,相较于传统的面对面授课方式,在线教育由于缺乏对学生学习过程的实时监控,往往导致学习效率和教学质量的下降。

注意力被定义为人们的内心活动指向并专注于某种事物的能力^[1],因此学生注意力的监测在教学环节中具有至关重要的作用。根据所使用的特征类型,注意力状态识别方法可分为基于生理特征和图像特征两种。基于生理特征的方法通过可穿戴或植入式设备获取生理参数(如脑电信号、心电信号等)来判断注意力水平。崔兴然等人^[2]将人体生理信号的测量模块集成在可穿戴式评估系统上,通过监测学生的注意力、疲劳程度、压力和情绪 4 项指标来多角度地判断学生的学习状态。朱嘉祺^[3]提出一种无线多人脑电信号采集方案,并建立三维学习状态评价模型,能够有效识别和评估学习者的学习状态。李卿等人^[4]使用智能腕表采集光电容积脉搏信号来检测学生个体和群体的注意力水平,并开发了基于 PPG 信号的学习注意力识别系统。然而,在实际教学活动中为每名學生配备传感器或测量设备是不现实的,成本高的同时也会给学生造成心理压力,导致其应用受限。

基于图像特征的方法利用计算机视觉技术分析学生的面部表情、头部姿态和肢体动作来判断其注意力状态。Wang

等人^[5]提出了一种基于头部姿态的注意力测量方法,通过估计头部偏转角度来确定学生的视线是否在屏幕范围内,从而实现注意力的监测。Zhang 等人^[6]利用摄像机和鼠标捕获学生的面部图像和鼠标移动数据来分析学生的学习状态。王林等人^[7]提出了一种多尺度特征融合网络模型,通过提取人脸面部表情特征来判断学生的课堂专注度。

相较之下,基于图像特征的方法通常只需摄像头,避免了复杂的传感器和设备需求,因此在注意力监测中得到广泛应用。其中,头部姿态估计近年来备受关注。头部姿态中的偏航角和俯仰角很大程度上决定视线的注视方向,从而反映学生的注意力关注方向。因此,通过头部姿态估计监测在线课堂中的学生注意力成为一种可行且高效的手段。

与大部分依赖外接摄像头或电脑摄像头的注意力监测系统不同,本文提出利用移动设备自带的摄像头,结合头部姿态估计和注意力判别机制对学生注意力进行监测,进而实现学生头部姿态估计与学习过程的紧密结合,降低了注意力监测的实现成本和复杂性,拓宽了监测应用的使用场景,有效提升学生在线学习的效率和质量。

1 核心技术

1.1 Android 简介

Android 是一种基于 Linux 内核的开源操作系统,主要用于智能移动终端。自推出以来以其灵活性、多样性及广泛的应用生态系统在移动设备市场占据主导地位^[8]。Android 系统架构主要包括 Linux 内核层、系统运行库层、应用框架层和应用层。其中, Linux 内核层作为底层,负责资源管理、设备驱动及电源控制等核心功能;系统运行库层包括 C/C++

1. 西安石油大学计算机学院 陕西西安 710065

[基金项目] 陕西省学位与研究生教育研究项目(SXGERC 2023085)

核心库和 ART 虚拟机等组件，为应用提供基础支持；应用框架层提供高级 API，帮助开发者构建功能丰富的应用程序；应用层则是直接面向用户，提供交互界面^[9]。开发者可以使用 Java 或 Kotlin 等语言进行编程，并借助 Android SDK 和 NDK 等工具进行开发。此外，Android 还提供了一系列性能优化工具和策略，开发者可通过优化代码、降低资源消耗及合理使用多线程等方式，提升应用的运行效率与用户体验。

1.2 头部姿态估计

头部姿态估计（head pose estimation, HPE）是指利用计算机视觉技术，通过对图像或视频数据的处理和分析，从二维数字图像推断出三维空间中人的头部朝向的过程^[10]。头部可视为三维空间中的立体刚体，其旋转变化可通过欧拉角来表征，包括偏航角（Yaw）、俯仰角（Pitch）以及翻滚角（Roll），其中，偏航角描述头部左右转动的角度，反映头部在水平面上的朝向；俯仰角描述头部上下转动的角度，反映头部在垂直方向上的旋转；翻滚角描述头部在图像平面内围绕其自身轴线的旋转。头部姿态估计的实现通常包括人脸检测、面部特征点提取和姿态求解等主要步骤。首先，通过人脸检测确定图像中人脸的区域及其大小；然后，从人脸区域提取关键的面部特征点；最后，基于特征点和三维模型的映射关系，通过位姿求解算法计算出头部的三维姿态。

头部姿态估计能够高效、准确地估算出人物头部的空间朝向，已被广泛应用于医疗诊断^[11]、辅助驾驶^[12]以及在线教育^[13]等领域，对于提高用户体验、增强安全性以及提升交互性具有重要意义。

1.3 基于 ERT 的人脸关键点定位算法

人脸关键点定位是从图像中准确检测人脸多个特征点的计算机视觉任务。本文采用基于回归树集合（Ensemble of Regression Trees, ERT）算法完成该任务^[14]。基于 ERT 算法建立预训练模型的原理用公式表示为：

$$\hat{\mathbf{S}}^{(t+1)} = \hat{\mathbf{S}}^{(t)} + r_t(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) \quad (1)$$

式中： $\hat{\mathbf{S}}^{(t)}$ 表示对当前人脸形状 $\mathbf{S}$ 的估计，由人脸特征点的坐标组成； $r_t(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)})$ 表示回归器，其输入为当前人脸图像 I 与当前估计的形状 $\hat{\mathbf{S}}^{(t)}$ ，输出为当前人脸形状的更新。每经过一个迭代器，人脸形状估计就会被更新，使之与真实人脸形状更加接近。

若有训练数据集 $(I_1, \mathbf{S}_1), (I_2, \mathbf{S}_2), \dots, (I_n, \mathbf{S}_n)$ ，其中 $(I_n, \mathbf{S}_n)$ 表示第 n 张训练图像及其人脸形状。在回归器的训练中，设训练数据为 $\{I_{\pi_i}, \hat{\mathbf{S}}_i^{(t)}, \Delta \mathbf{S}_i^{(t)}\}_{i=1}^N$ ，学习率为 $0 < \nu < 1$ ，对回归器进行初始化：

$$f_0(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) = \arg \min_{\gamma \in \mathbb{R}^{2p}} \sum_{i=1}^N \|\Delta \mathbf{S}_i^{(t)} - \gamma\|^2 \quad (2)$$

$$\Delta \mathbf{S}_i^{(t)} = \mathbf{S}_i - \hat{\mathbf{S}}_i \quad (3)$$

对 r_t 根据式（4）进行迭代并更新 $f_k(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)})$ ：

$$r_{ik} = \Delta \mathbf{S}_i^{(t)} - f_{k-1}(I_{\pi_i}, \hat{\mathbf{S}}_i^{(t)}) \quad (4)$$

$$f_k(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) = f_{k-1}(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) + \nu g_k(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) \quad (5)$$

式中： $g_k(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)})$ 为弱分类器的回归函数； k 为迭代次数， $k=1, 2, \dots, K$ 。

最终训练完成的树的回归器为：

$$r_t(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) = f_K(I, \hat{\mathbf{S}}^{(t)}) \quad (6)$$

ERT 算法通过训练多级回归树模型，逐步优化关键点的预测位置，最终获得更准确的回归模型。

2 系统方案设计

本系统旨在利用移动设备实现对学生注意力状态的实时监测，并通过教师监控端对学生状态进行及时干预，为在线学习提供智能化支持。学生使用移动端应用学习时，应用在获取摄像头权限后，实时捕获学生的图像数据，并通过头部姿态估计获取头部姿态角度。同时，移动端会将角度数据实时传输至后台服务器，经注意力状态分析后将相关数据提供给教师监控端使用。教师可通过网页浏览器实时查看每位学生的注意力状态，并对注意力不集中的学生发送提醒信息至学生的移动端页面，指导其调整学习状态。

2.1 系统总体架构

系统主要由学生移动端和教师监控端组成，共同实现从数据采集到状态判断再到反馈的全过程，为在线学习提供全方位支持。整体架构划分为应用层、业务层、数据层和环境层，系统的架构图如图 1 所示。

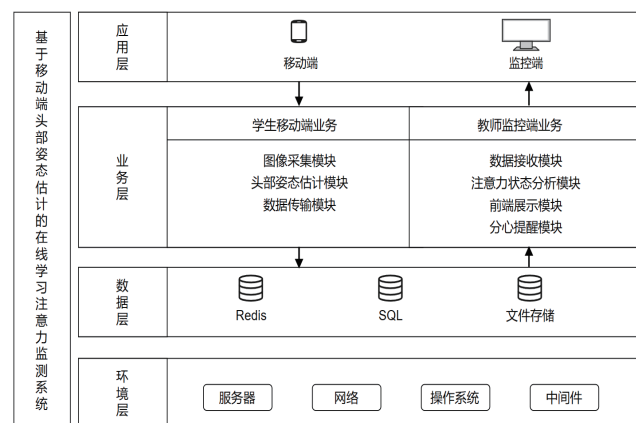


图 1 系统架构图

系统具有以下特点：

（1）系统在检测学生注意力状态时无需额外的传感器或专业设备，仅依赖学生端的普通手机或平板设备即可完成，不仅降低了硬件成本，也提升了系统的便捷性和实用性。

(2) 系统在头部姿态估计中使用的相关算法能够在不同性能的移动设备上稳定运行，具有较强的适配性。

(3) 学生端应用仅需一台移动设备即可完成学习任务 and 注意力检测，学生可在自习室、家庭等多种学习场景中使用，具备更广泛的应用场景，满足现代化和碎片化学习的需求。

(4) 系统采用动态判别机制替代传统的固定阈值判断方法，能够根据设备和环境的变化调整判别标准，从而使头部状态判断更加灵活和准确。

(5) 教师监控端支持教师随时通过浏览器查看学生注意力状态，并根据监控结果对学生提供针对性指导调整学习状态。监控端的设计强化了师生互动，有助于优化教学过程和提升学习效果。

(6) 系统通过学生移动端和教师监控端的双向协作，构建了完整的教学反馈过程。移动端主要负责学习和头部姿态估计任务，并将数据传输至监控端；监控端对学生状态进行统一监控和管理，并提供及时干预指导，两者相互配合实现学生学习效率和教学质量的同步提升。

2.2 注意力监测流程

学生移动端应用启动后，通过设备摄像头获取视频帧并进行头部姿态估计任务，随后通过 WebSocket 协议将数据传输到监测后台系统。系统接收数据将其缓存至 Redis 中，后续使用缓存数据进行注意力状态分析。如果结果满足预设的提醒条件，系统会向学生移动端发送提醒。最终，分析结果会实时推送到教师监控页面进行展示，方便教师查看和管理。注意力监测流程如图 2 所示。

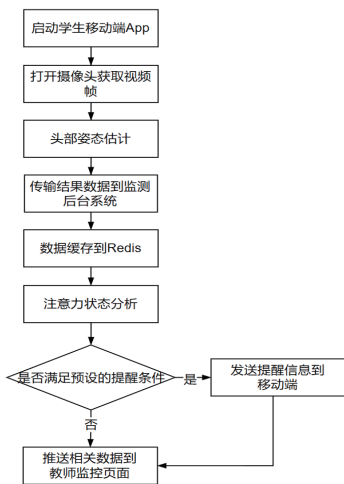


图 2 注意力监测流程图

3 系统实现

3.1 学生移动端的实现

学生移动端的主要任务是通过调用移动设备的摄像头

实时采集学生学习过程中的头部图像数据，完成头部姿态估计，并将结果数据实时传输至注意力监测后台系统以便后续使用。

本文使用 Android 的 CameraX 库调用移动设备摄像头，实现实时图像采集与预览。在获得用户相机授权后，通过 CameraX 的 Preview 用例设置相机的实时预览，并绑定至应用界面的视图组件，确保学生可以实时观看摄像头拍摄的画面。同时，结合 ImageAnalysis 用例，通过自定义分析器对捕获的每帧图像进行实时处理，为后续的头部姿态估计提供图像数据支持。

在头部姿态估计中，主要包括人脸检测、关键点定位和位姿求解 3 个关键步骤。在人脸检测阶段，为满足不同性能设备的实时检测需求，本文在移动端集成了 OpenCV SDK，并使用基于 Haar 特征的级联分类器完成人脸检测。在检测过程中，通过 JNI 接口加载 OpenCV 库和人脸检测模型，对图像进行处理并调整大小后调用 detectMultiScale 方法检测图像中的人脸区域，获得的人脸矩形框位置信息将作为后续关键点检测阶段的输入。

在人脸检测完成后，为获取更详细的人脸特征信息，本文采用了基于 ERT 的人脸关键点检测算法。为了在移动端高效地集成算法，本文选择 Dlib 库作为关键点检测的工具，通过 JNI 加载人脸关键点检测的预训练模型。在检测过程中，以人脸检测阶段输出的矩形框作为输入，调用 predictor 方法提取 68 个关键点坐标，其覆盖眼睛、鼻子、嘴巴等主要面部特征区域。这些二维关键点数据为后续的头部姿态求解提供了精确的几何支持。

在人脸关键点数据的基础上，本文采用 PnP 算法求解三维空间内的头部姿态角度。PnP 算法通过匹配面部关键点的三维空间坐标与其二维图像坐标，估计相机坐标系下的头部姿态。该算法的实现通常需要三类关键数据：二维人脸关键点的坐标、三维人脸模型关键点的参考坐标，以及相机的内参矩阵。其中，二维关键点的坐标通过 ERT 算法提取；三维人脸模型的参考坐标采用 Coimbra 大学科学技术学院提供的通用三维人脸模型。在不考虑摄像机径向畸变的情况下，本文将相机图像中心位置近似视为光学中心，像素宽度视为焦距。为降低计算复杂度并确保头部姿态估计的准确性，本文从 68 个关键点中选取了 14 个最具代表性的关键点，使用 OpenCV 库提供的 solvePnP 方法进行解算，最终获得描述头部姿态的欧拉角，为后续判断学生注意力状态提供了重要依据。

通过上述步骤，本文在移动应用中实现了头部姿态估计，其工作页面如图 3 所示。头部姿态估计得到的欧拉角数据不仅为后续学生注意力状态的判断提供了依据，同时还会实时

传输至教师监控端，为教师实现远程监控提供支持。



图3 移动端头部姿态估计工作页面

3.2 注意力判别机制设计

为了准确判断学生的注意力状态，本文设计了一种动态判别机制，以适应不同设备尺寸和使用场景的变化。

在在线学习场景下，头部旋转方向可近似视为学生的视线方向。正常情况下，学生在专注学习时的视线应集中在屏幕内，当视线接近屏幕边缘时，表明学生注意力可能开始偏离课程内容，出现注意力异常。此时，头部的偏航角 α_1 、 α_2 和俯仰角 β_1 、 β_2 被定义为头部偏转异常的阈值，当头部旋转角度超过阈值时，认为学生视线已偏离屏幕出现注意力异常。

为适应不同设备屏幕尺寸和学生与设备之间距离的变化，本文提出了一种基于设备尺寸和相关先验信息的动态阈值计算方法，计算原理如图4所示。

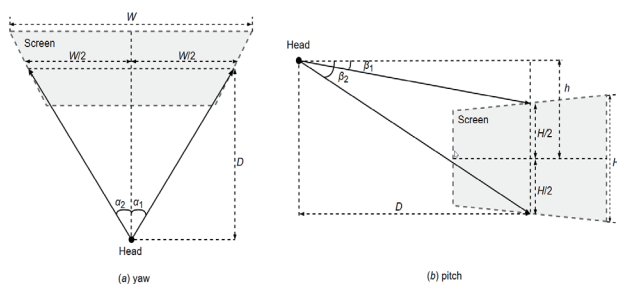


图4 注意力判别机制原理图

假设备屏幕的水平长度为 W 、垂直高度为 H 、学生头部中心到屏幕中心的垂直距离为 h ，到屏幕中心的水平距离为 D 。根据这些参数，可以动态计算头部姿态异常时的阈值，即水平方向头部最大旋转角度 α_1 、 α_2 和垂直方向头部最大旋转角度 β_1 、 β_2 ，用公式表示为：

$$\alpha_1 = \arctan\left(\frac{W}{2D}\right) \quad \alpha_2 = \arctan\left(\frac{W}{2D}\right) \quad (7)$$

$$\beta_1 = \arctan\left(\frac{h-H/2}{D}\right) \quad \beta_2 = \arctan\left(\frac{h+H/2}{D}\right) \quad (8)$$

由此可知，当学生视线集中于屏幕时，头部的水平偏转角度 α 和垂直偏转角度 β 应分别满足 $\alpha \in (-\alpha_2, \alpha_1)$ 和 $\beta \in (-\beta_2, -\beta_1)$ 。考虑到设备受测量精度、环境光照变化等因素的影响，即使头部姿态保持不变，姿态数据仍可能出现轻微

波动。为此，本文在判定过程中引入了水平容错因子 γ 和垂直容错因子 φ ，当学生视线集中在屏幕上时的头部水平偏转角度和垂直偏转角度应分别满足 $\alpha \in (-\alpha_2 - \gamma, \alpha_1 + \gamma)$ 和 $\beta \in (-\beta_2 - \varphi, -\beta_1 + \varphi)$ 。

此外，考虑到课堂环境中学生处于相对宽松的学习状态，短暂的注意力偏移是正常现象，不应立即判定为注意力不集中。因此，本文在实际注意力状态判定时加入定时机制，只有当学生注意力偏离屏幕超过一定时间时，才判定为注意力不集中。

3.3 注意力监测的实现

教师监控端主要为教师提供学生注意力状态的实时监控和提醒功能。教师可以通过监测系统提供的网页查看学生注意力状态，同时系统根据注意力判别机制，向长时间分心的学生发送提醒信息，提示其调整学习状态，从而有效提升学习专注度。

为实现注意力监测系统后台与移动端之间的数据实时传输和提醒信息的及时推送，本文选择支持双向通信的 WebSocket 协议，通过建立持久连接来减少传统轮询方式的延迟和资源消耗。在数据传输过程中，学生移动端通过 WebSocket 协议将头部姿态数据以 JSON 格式实时发送至监测系统后台。后台接收到数据后，将其缓存至 Redis 供后续注意力状态分析使用。分析完成后，系统将实时推送相关数据至教师前端页面展示，并通过 WebSocket 协议将提醒信息传送至分心学生的移动端，指导其及时调整学习状态。基于 WebSocket 协议的注意力监测数据流程图如图5所示。

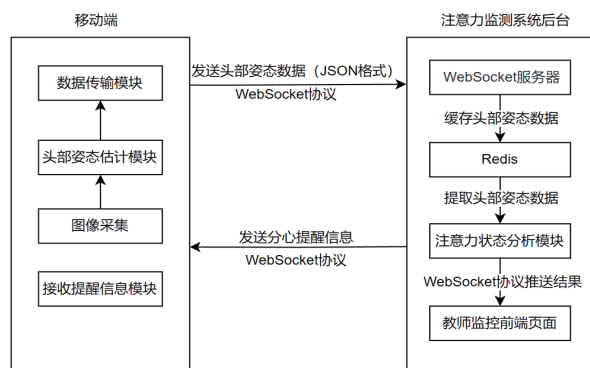


图5 基于 WebSocket 协议的注意力监测数据流程图

本文在分析注意力状态时使用 Redis 缓存和时间窗口机制，避免因学生瞬间动作被误判为注意力分散的情况。后台从 Redis 中选择最近两分钟的数据进行统计分析，根据设计的注意力判别机制计算阈值，并基于阈值判断学生的头部姿态是否异常。当时间窗口内异常头部状态占比超过 70% 时，判定学生为注意力不集中，以此来提高注意力状态判断的可靠性。

基于上述设计思路,本文基于Java和Tomcat,结合WebSocket通信协议与Redis缓存技术,开发了学习注意力监测后台系统和教师监控端。监控端为教师提供了强大的教学监控手段,进而提升了学生学习效率和在线教学质量。教师监控的前端页面如图6所示。



图6 教师监控前端页面

4 实验结果与分析

4.1 实验环境

移动端开发工具为Android Studio,开发语言为Java。注意力监测后台系统开发工具为IntelliJ IDEA,开发语言为Java。后端服务器使用Tomcat 10.1.33,数据库采用Redis 5.0.14.1。实验环境运行在Windows 10操作系统下,移动设备选用Honor V7平板,屏幕尺寸为24.5 cm×15.5 cm,前置摄像头分辨率为800万像素,运行内存为6 GB,操作系统版本为Android 12.0。

4.2 实验分析

实验模拟学生使用平板在线学习以及教师登录监控端实时查看学生注意力状态的场景,来验证系统的可用性与准确性。

为验证系统的可用性,实验中预设学生头部中心与屏幕中心的垂直距离为12.5 cm,水平距离为45 cm。根据注意力判别机制,确定学生头部水平偏转异常的阈值为 -19° 和 19° ,垂直偏转异常的阈值为 -16° 和 0° 。实验收集了学生头部姿态角度和注意力状态的数据,并绘制了头部姿态角度与注意力状态随帧数变化的折线图(如图7所示)。

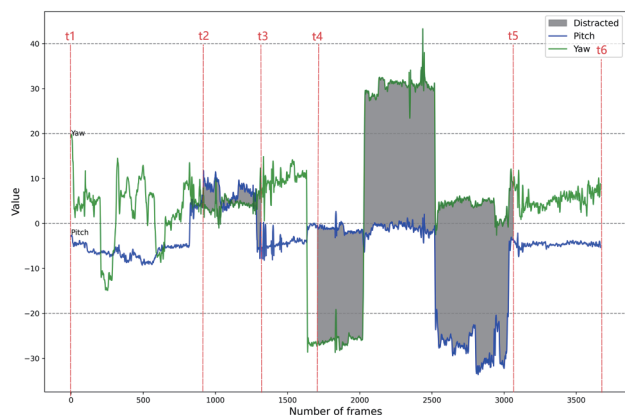


图7 头部姿态角度和注意力状态随帧数变化折线图

图7中,阴影区域表示学生在该时间段内处于分心状态,非阴影区域表示在该时间段处于专注状态。通过分析折线图可以得出,在学习初始阶段,学生状态正常;t2时俯仰角超出阈值,学生注意力短暂分散;经教师提醒后,t3至t4时间段内,头部姿态恢复正常,注意力回归专注状态;然而在t4至t5时间段内,偏航角与俯仰角频繁波动并超出阈值,学生注意力显著分散;t5后,经过教师再次提醒,学生头部姿态恢复正常,注意力重新回到专注状态。

为验证头部姿态估计的准确性,实验针对抬头、低头、向左看与向右看4种典型的异常头部姿态分别进行30组测试,检测的平均准确率分别为95.9%、93.4%、95.8%和96.0%。综合测试结果显示,头部异常状态检测的平均准确率为95.3%。

实验结果表明,本文的头部姿态估计算法具有较高的准确性,能够有效检测到学生的异常学习行为。系统具备较高的可用性,能够实时监测学生头部姿态角度的动态变化,并通过教师及时干预帮助学生快速调整学习状态,从而有效提升学生的注意力水平,具有显著的应用价值。

5 结论

本文提出了一种基于移动端头部姿态估计的在线学习注意力监测系统。学生在使用移动设备在线学习时,系统能通过对头部姿态的估计分析,检测到学生的异常学习行为。同时教师可通过监控端实时监控学生在线的状态,并通过提醒信息来调整其学习状态。该系统降低了注意力监测的成本和复杂性,适用于多种在线学习场景,同时增强了师生之间的互动。实验结果表明系统具备较高的实用性和准确性,能够有效提升在线学习效率和教学质量,具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] 何善亮. 注意力曲线的内涵及其教学意蕴[J]. 教育科学研究, 2017(5):44-48.
- [2] 崔兴然, 万旺, 顾忠泽. 基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统: CN201911279624.0[P]. 2022-04-22.
- [3] 朱嘉祺. 基于分布式脑电信号的学习状态分析系统研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2020.
- [4] 李卿, 卫天宇, 乐洁玉, 等. 在线环境下基于PPG信号的学习注意力识别[J]. 现代教育技术, 2021, 31(7):80-87.
- [5] WANG H, XIA Y. Research and design of an attention monitoring system based on head posture estimation[C]//2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP). Piscataway: IEEE, 2021: 1456-1459.
- [6] ZHANG Z L, LI Z H, ZHOU X C, et al. Data-driven online learning engagement detection via facial expression and mouse behavior recognition technology[J]. Journal of educational computing research, 2020, 58(1): 63-86.

基于 FMQL 芯片的机载平台在线升级方法

马建民¹
MA Jianmin

摘要

随着新质作战力量建设理念的不断推进,航空机载设备面临着高频次的升级和维护挑战。基于 FMQL 芯片的传统在线升级方式存在灵活性差、耗时长及可靠性不高的问题。文章基于该芯片 MultiBoot 特性,通过重组镜像文件、调整 Flash 空间规划、优化 Golden/Update 及 A/B 版本镜像的启动与升级流程,提出了一种创新解决方法。该方法在低成本、高自主可控的前提下,显著提升了机载平台 FMQL 芯片在线升级的灵活性,减少了升级时间,并支持异常恢复机制,保障设备更新安全,为航空机载设备高效稳定运行提供技术支撑。

关键词

FMQL; MultiBoot; 在线升级; 机载平台

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.06.047

0 引言

FMQL 芯片^[1-2]是一款由上海复旦微公司研制的全可编程融合芯片,集成了4核处理器系统(PS)和可编程逻辑(PL),兼具 ARM 处理器的低功耗和 FPGA 的灵活扩展特性。这款芯片具有集成度高、成本低、接口丰富及全可编程等优点,并可对 AMD 公司的 Zynq-7000 系列芯片进行功能替换,成为航空机载设备内模块的优选方案。

为降低航空机载设备交付后的维护成本,避免因模块软

件升级而打开飞机设备舱或长时间飞机开机通电,模块须具备快速、灵活、可靠的在线升级^[3-5]的能力。

本文基于 FMQL 芯片在机载设备中的应用场景,提出了一种新型在线升级的方法,该方法利用 FMQL 芯片的 MultiBoot 特性,实现了更快速、更灵活的在线升级。此方法还具备低硬件成本和高系统可靠性,可为我军的新质作战力量建设提供强有力支撑。

1 设计实现

本方法应用于某机载平台的通信服务模块上,该模块的软硬件均已实现 100% 国产化自主可控。

1. 中国西南电子技术研究所 四川成都 610036

[7] 王林, 赖梦林. 基于人脸表情识别的在线课堂学生专注度分析[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(2):55-62.

[8] 吕虎. 基于 Android 平台的计算机编程教学系统设计[J]. 电脑编程技巧与维护, 2024(7): 69-71.

[9] 王开宇. 基于 Android 平台软件开发方法研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(19):137-139.

[10] 代欢欢, 谭生祥, 张旺. 头部姿态估计方法研究综述[J]. 现代计算机, 2021(7):130-134.

[11] 冯朋飞, 李亮, 丁辉, 等. 基于深度学习的手术机器人单目视觉患者头部姿态估计[J]. 中国生物医学工程学报, 2022, 41(5):537-546.

[12] 冯宇航, 叶辉, 黄文禧, 等. 基于头部多姿态融合识别的疲劳检测与预警研究[J]. 电脑知识与技术, 2021, 17(13):12-14.

[13] 张立军, 曹江涛, 姬晓飞, 等. 基于深度学习的学生课堂

学习状态监测系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4): 37-45.

[14] KAZEMI V, SULLIVAN J. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2014: 1867-1874.

【作者简介】

王宏(1968—), 男, 陕西西安人, 硕士研究生, 副教授、硕士生导师, 研究方向: 人工智能应用、计算机视觉、移动应用开发, email:wanghong@xsyu.edu.cn.

王莹莹(2001—), 女, 河南许昌人, 硕士研究生, 研究方向: 人工智能应用、计算机技术, email: 17839149909@163.com.

(收稿日期: 2025-01-22 修回日期: 2025-06-12)