• 2026 中国汽车工程学会年会优秀论文(选登) •

融合驾驶员状态与环境感知的自动驾驶动态预警模型研究*

朱乃宣[1,2]　罗俊杰[1]　高镇海[2]　杨益[2]　郑竹安[1]

(1.盐城工学院,盐城 224051;2.吉林大学汽车底盘集成与仿生全国重点实验室,长春 130012)

【摘要】针对人机共驾场景下传统碰撞预警系统主要依赖车外环境参数,难以适应驾驶员疲劳或分心导致的反应时间延长等问题,提出双流联合感知网络(DSCP-Net)。车外分支引入动态蛇形卷积(DSC)和内部交并比(Inner-IoU)损失,以改善目标特征提取和边界框定位精度;车内分支构建轻量化行为认知模块(BCM),基于面部特征对驾驶员状态进行量化;决策层融合驾驶员状态与环境感知信息,自适应调整碰撞时间(TTC)阈值。试验结果表明,BCM对驾驶员状态的识别准确率达97.6%,在100 km/h重度疲劳紧急制动工况下,TTC阈值由3.0 s扩展至4.5 s,提供了41.7 m的安全缓冲区间,有效提高了人机共驾场景下的主动安全预警能力。

关键词:自动驾驶　目标识别　疲劳检测　动态预警

中图分类号:U461.91　　**文献标志码:**A　　**DOI:** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20260261

Research on a Dynamic Warning Model for Autonomous Driving Integrating Driver State and Environmental Perception

Zhu Naixuan[1,2], Luo Junjie[1], Gao Zhenhai[2], Yang Yi[2], Zheng Zhu'an[1]

(1. Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051; 2. State Key Laboratory of Automotive Chassis Integration and Bionics, Jilin University, Changchun 130012)

【Abstract】To address the limitation that conventional collision warning systems in human-machine co-driving scenarios mainly rely on external environmental parameters and cannot adequately account for prolonged driver reaction time caused by fatigue or distraction, a Dual-Stream Joint Perception Network (DSCP-Net) is proposed. In the external perception branch, Dynamic Snake Convolution (DSC) and Inner-IoU loss are introduced to improve target feature extraction and bounding-box localization. In the in-cabin branch, a lightweight Behavioral Cognitive Module (BCM) is developed to quantify driver states based on facial features. At the decision-making level, driver-state and environmental-perception information are fused to adaptively adjust the Time-to-Collision (TTC) threshold. Experimental results show that the BCM achieves a driver-state recognition accuracy of 97.6%. Under a severe-fatigue emergency-braking condition at 100 km/h, the TTC threshold is adaptively increased from 3.0 s to 4.5 s, providing an additional safety buffer of 41.7 m. The results demonstrate that the proposed method improves active safety warning performance in human-machine co-driving scenarios.

Key words: Autonomous driving, Object recognition, Fatigue detection, Dynamic early-warning

【引用格式】朱乃宣, 罗俊杰, 高镇海, 等. 融合驾驶员状态与环境感知的自动驾驶动态预警模型研究[J]. 汽车工程师, 2026(10): 1-10.

ZHU N X, LUO J J, GAO Z H, et al. Research on a Dynamic Warning Model for Autonomous Driving Integrating Driver State and Environmental Perception[J]. Automotive Engineer, 2026(10): 1-10.

*基金项目:汽车底盘集成与仿生全国重点实验室开放基金项目(20250206)。

1 前言

随着高级驾驶辅助系统的发展，前向碰撞预警（Forward Collision Warning，FCW）等主动安全功能已得到广泛应用，并形成了相关行业标准[1]。目前，自动驾驶技术仍处于人机共驾阶段，驾驶员需保持必要的接管能力[2]。现有单摄像头FCW系统多依据相对距离、相对速度和碰撞时间等环境参数进行风险判断[3]。然而，驾驶员疲劳或分心会导致感知和操作能力下降、反应时间延长，固定碰撞时间（Time to Collision，TTC）阈值的FCW系统因而难以适应驾驶员状态的动态变化。因此，将驾驶员状态引入碰撞风险评估并动态调整预警边界，对提升人机共驾条件下的车辆主动安全性具有重要意义[4]。

在车外环境感知方面，深度学习框架[5]及BDD100K[6]、KITTI[7]等公开数据集推动了交通目标检测技术的发展。YOLO（You Only Look Once）系列网络因检测速度快、结构紧凑而广泛应用于智能车辆视觉感知[8-9]，相关研究通过改进网络结构增强了复杂环境下的检测鲁棒性[10]。其中，动态蛇形卷积（Dynamic Snake Convolution，DSC）通过可学习采样位置提升了对不规则轮廓和局部结构的特征提取能力[11]；内部交并比（Inner Intersection over Union，Inner-IoU）利用辅助边界框改善了边界回归性能[12]，为前方目标定位及后续视觉测距奠定了基础。

在车内驾驶员状态监测方面，基于视觉信息的疲劳与分心检测已取得诸多进展[13]。面部关键点定位方法[14]支撑了实时眨眼检测[15]及眼睑闭合时间百分比（Percentage of Eyelid Closure over the Pupil over Time，PERCLOS）等疲劳评价指标的计算[16]。VGG[17]、残差网络（Residual Network，ResNet）[18]等深度卷积网络结合压缩和激励（Squeeze-and-Excitation，SE）注意力机制[19]及特征可视化方法[20]，可提升状态识别性能和模型解释能力，但较大的参数量和计算量不利于车载实时部署。MobileNetV3等轻量化网络[21]在精度与计算效率之间实现了较好平衡，并已应用于驾驶员疲劳监测任务[22]。

近年来，驾驶员状态感知逐渐向跨场景适应、多源融合及复杂工况鲁棒识别方向发展。Wang等采用多尺度域适应方法降低不同驾驶环境间的数据分布偏差[23]；He等融合可穿戴设备、车辆运行及行程信息实现疲劳识别[24]；Hu等针对全天候光照及疲劳-分心联合识别开展了研究[25-26]。在预警决策与人机交互方面，Capallera等根据驾驶员状态与环境信息动态选择视觉、听觉和触觉提示方式[27]，Li等进一步将驾驶员反应及周围车辆交互纳入预警建模[28]。上述研究表明，驾驶员状态与环境风险协同建模具有重要价值，但在轻量化车载部署、车内外同步感知以及驾驶员状态驱动的可解释TTC阈值自适应方面，仍缺乏统一的实现框架。

针对上述问题，本文提出双流联合感知网络（Dual-Stream Joint Perception Network，DSCP-Net）。车外分支引入动态蛇形卷积和Inner-IoU损失，以改善目标特征提取与边界框定位；车内分支构建轻量化行为认知模块（Behavioral Cognitive Module，BCM），基于面部特征及其时序变化量化驾驶员状态；决策层融合驾驶员状态与环境感知信息，定义风险因子并自适应调整TTC阈值，同时扩展视觉、听觉与触觉相结合的分级预警接口。

2 系统总体架构与预警逻辑建模

本文设计的预警系统总体架构如图1所示。系统通过2个平行分支分别处理车内与车外的视觉信息：车内分支利用行为认知模块处理驾驶员面部图像，通过分析滑动窗口内的特征变化，输出反映驾驶员状态的量化数据；车外分支利用改进的目标检测网络识别前方车辆，获取其位置并计算基础的碰撞时间。

在决策阶段，系统将上述两部分信息合并处理，计算风险因子α，并据此实时调整碰撞预警的触发阈值。当检测到风险提高时，系统会增大预警阈值，以提供更充裕的反应时间。

3 特征提取模块设计

3.1 车外环境目标检测网络设计

车外目标的测距精度依赖于二维目标检测框的定位精度。常规YOLO系列算法在处理远端小目标、车辆局部轮廓或遮挡场景时，容易出现特征丢失和边界框回归不稳定的问题。为此，本文以YOLO11n为基础，在特征融合层（颈部）引入动态蛇形卷积，并在回归头中采用Inner-IoU损失函数，构建联合改进检测网络（记为Model D），以提升目标检测表现。

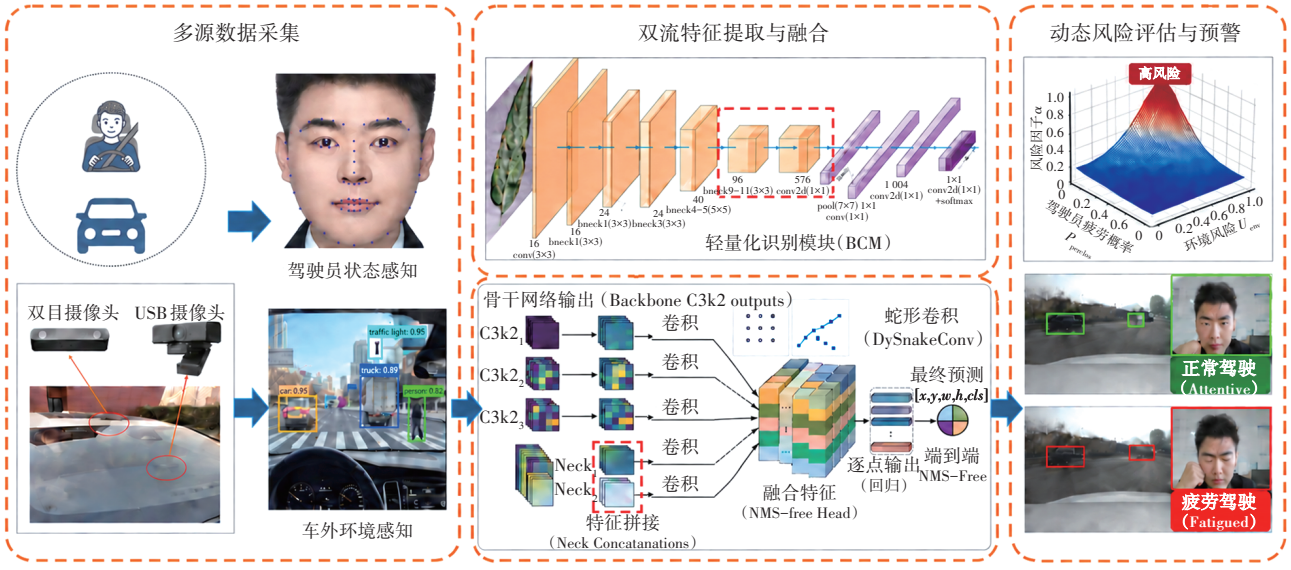


图1　双流联合感知网络架构

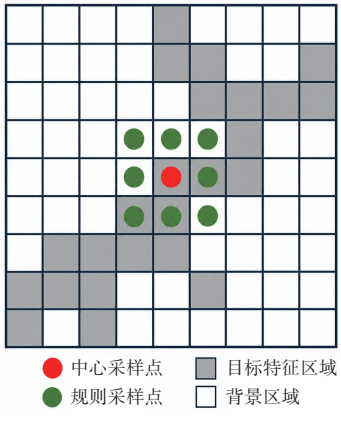
3.1.1　动态蛇形卷积特征提取

针对车外场景中远端目标较小及存在局部遮挡的特点，本文在Model D的特征融合层引入动态蛇形卷积。如图2a所示，标准3×3卷积核采用固定的方形感受野，在处理不规则或细长的车辆轮廓特征时，部分固定采样点易落入背景区域，从而引入无效干扰噪声。

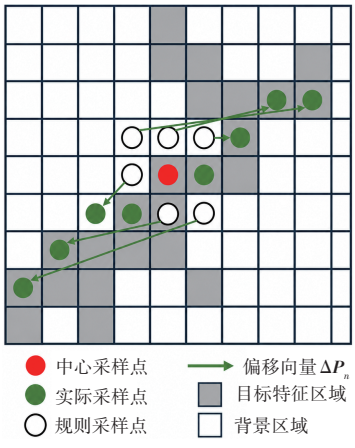
动态蛇形卷积通过改变卷积核的固定形状来适应目标轮廓。给定标准卷积采样网格R，如图2b所示，该方法在每个采样点$\boldsymbol{P}_n$处增加一个可学习的二维偏移向量$\Delta\boldsymbol{P}_n$：

$$\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{P}_0)=\sum_{\boldsymbol{P}_n\in R}\omega(\boldsymbol{P}_n)\cdot\boldsymbol{X}(\boldsymbol{P}_0+\boldsymbol{P}_n+\Delta\boldsymbol{P}_n)\qquad(1)$$

式中：$\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{Y}$分别为输入、输出特征图张量，R为标准卷积采样网格，$\boldsymbol{P}_0$为当前输出位置坐标向量，$\boldsymbol{P}_n$为R中第n个规则采样点的相对坐标向量，$\Delta\boldsymbol{P}_n$为第n个采样点的可学习二维偏移向量，$\omega(\boldsymbol{P}_n)$为$\boldsymbol{P}_n$对应的卷积核权重。



（a）标准3×3卷积



（b）动态蛇形卷积

图2　卷积核采样机制对比

如图2b所示，动态蛇形卷积通过可学习偏移向量引导采样点发生形变，使其主动覆盖目标主体区域，从而突破传统感受野的几何限制，提升网络对不规则特征的提取效率，减少背景信息干扰，并为后续边界框回归提供更有效的特征。

3.1.2　Inner-IoU的边界框回归优化

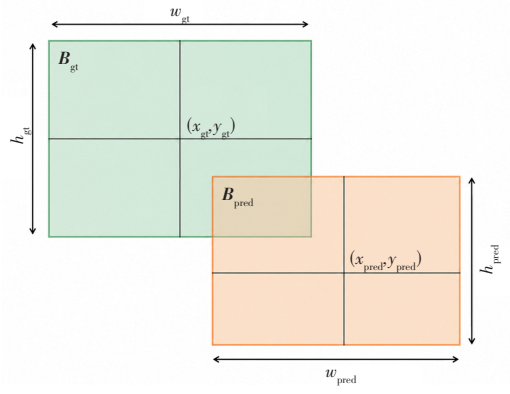
在车外环境目标的测距任务中，边界框底边的定位精度直接影响目标距离推算的准确性。传统交并比（Intersection over Union，IoU）损失函数在预测框与真实框重叠度较低时，易出现梯度消失现象，如图3a所示，导致边界回归精度受限，进而在后续碰撞时间计算中产生测距误差。

为此，Model D的回归头采用Inner-IoU损失函数。该方法通过引入辅助框尺度因子ρ，在预测框$\boldsymbol{B}_{\text{pred}}$和真实框$\boldsymbol{B}_{\text{gt}}$内部构造尺度调整后的辅助边界框，如图3b所示。辅助框与对应原框的中心坐标保

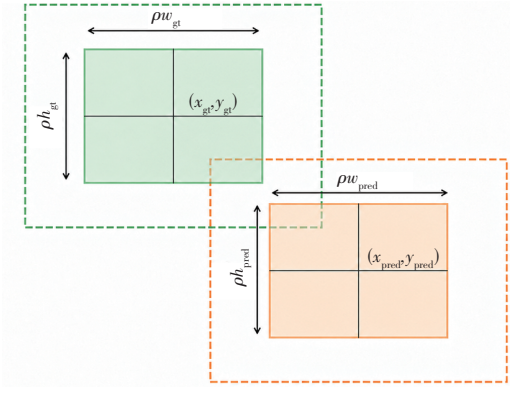
持一致，可表示为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{B}_{\text{gt}}^{\text{aux}} = \left(x_{\text{gt}}, y_{\text{gt}}, \rho w_{\text{gt}}, \rho h_{\text{gt}}\right) \\ \boldsymbol{B}_{\text{pred}}^{\text{aux}} = \left(x_{\text{pred}}, y_{\text{pred}}, \rho w_{\text{pred}}, \rho h_{\text{pred}}\right) \end{cases} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{B}_{\text{gt}}^{\text{aux}}$、$\boldsymbol{B}_{\text{pred}}^{\text{aux}}$分别为尺度调整后的真实辅助框和预测辅助框；$(x_{\text{gt}},y_{\text{gt}})$、$(x_{\text{pred}},y_{\text{pred}})$分别为$\boldsymbol{B}_{\text{gt}}$、$\boldsymbol{B}_{\text{pred}}$的中心坐标，$w_{\text{gt}}$、$h_{\text{gt}}$分别为$\boldsymbol{B}_{\text{gt}}$的宽度、高度，$w_{\text{pred}}$、$h_{\text{pred}}$分别为$\boldsymbol{B}_{\text{pred}}$的宽度、高度。



（a）标准IoU



（b）改进后IoU

图3　边界框几何调整对比

通过计算2个缩小版辅助框的交并比，该损失函数能够在预测框与真实框尚未充分重合时产生更有效的梯度信号，从而加速回归过程收敛。在远距离小目标或复杂光照场景下，Inner-IoU有助于提高边界框与车辆底部贴地边缘的拟合度。

定位能力的提升为系统后续在决策层进行动态风险补偿提供了更准确的物理输入数据。

3.2　车内驾驶员状态监测模块设计

在智能驾驶系统中，独立且鲁棒的驾驶员状态监测是实现人机共驾安全的基础。为实时量化驾驶员的机能水平，本文设计了轻量化的行为认知模块。如图4所示，该模块的设计逻辑涵盖底层的深度神经网络特征提取、关键点坐标回归，以及顶层的面部空间特征几何计算。

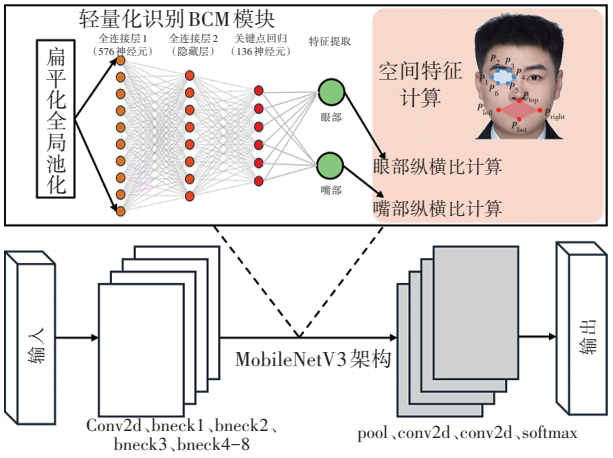


图4　BCM架构与特征流向

在获取驾驶员状态指标时，系统需准确定位面部的68个关键特征点。针对眼部状态，本文采用眼部纵横比（Eye Aspect Ratio，EAR）进行量化，通过计算眼周关键点$\boldsymbol{p}_1$~$\boldsymbol{p}_6$之间的欧氏距离比值，可以客观反映眼部开合程度。该几何计算方式具有尺度不变性，能有效减少驾驶员个体差异或距离变化造成的误差。眼部纵横比E的计算公式为：

$$E = \frac{\|\boldsymbol{p}_2 - \boldsymbol{p}_6\|_2 + \|\boldsymbol{p}_3 - \boldsymbol{p}_5\|_2}{2\|\boldsymbol{p}_1 - \boldsymbol{p}_4\|_2} \tag{3}$$

式中：$\|\ \|_2$为欧氏距离，$\boldsymbol{p}_i$(i=1,2,3,4,5,6)为第i个眼周关键点的二维坐标向量。

同理，模块利用嘴部多边形的几何关系计算嘴部纵横比（Mouth Aspect Ratio，MAR），为系统识别打哈欠等行为提供特征依据：

$$M = \frac{\|\boldsymbol{p}_{\text{top}} - \boldsymbol{p}_{\text{bot}}\|_2}{\|\boldsymbol{p}_{\text{left}} - \boldsymbol{p}_{\text{right}}\|_2} \tag{4}$$

式中：M为嘴部纵横比，$\boldsymbol{p}_{\text{top}}$、$\boldsymbol{p}_{\text{bot}}$、$\boldsymbol{p}_{\text{left}}$、$\boldsymbol{p}_{\text{right}}$分别为嘴部上、下、左、右特征点的二维坐标向量。

通过上述几何映射，系统将高维面部坐标有效转化为低维核心生理特征向量。底层轻量化卷积网络提取特征，并由多层感知机回归输出关键点坐标以计算EAR、MAR。随后，为实现可靠的疲劳量化，离散的EAR特征序列将流入60 s的时序滑动窗口，通过统计窗口内低于EAR阈值的帧数占比，系统最终输出平滑的PERCLOS指标，为后续预警决策提供科学依据。

3.3　跨域风险协同因子α的量化与建模

为统一评估系统面临的整体风险，本文定义了风险因子$\alpha\in[0,1]$。该指标综合考虑了生理机能下降与环境感知的不确定性，其计算方式如下：

$$\alpha=\min\left(1.0,\omega_1 P_{\text{perclos}}+\omega_2 U_{\text{env}}+\lambda P_{\text{perclos}}^{\gamma} U_{\text{env}}^{\beta}\right) \quad (5)$$

式中：P_{perclos}为生理指标项，由车内BCM输出，反映驾驶员疲劳程度；$U_{\text{env}}=1-C_{\text{obj}}$为环境风险项；$\omega_1$、$\omega_2$分别为生理指标项、环境风险项的权重系数；$C_{\text{obj}}$为Model D输出的目标检测置信度；$\lambda$为非线性耦合项系数；$\gamma$、$\beta$分别为$P_{\text{perclos}}$、$U_{\text{env}}$的指数。

如图5所示，该机制使风险因子在三维空间中呈现明显的“翘起”特性，能够捕捉单一风险因素无法体现的高危工况。系统根据实时计算的风险因子α对预警阈值进行自适应调整。动态预警阈值T_{dyn}定义为：

$$T_{\text{dyn}}=T_{\text{base}}\cdot(1+\kappa\cdot\alpha) \quad (6)$$

式中：T_{base}为基准TTC阈值，本文取T_{base}=3.0 s；κ为系统预设的调整灵敏度系数，本文取κ=0.5。

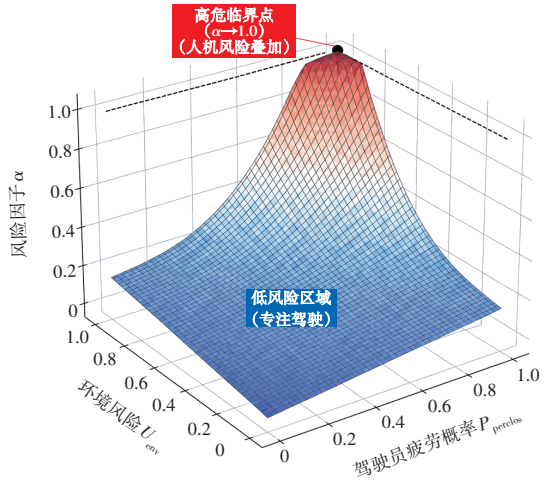


图5　风险因子演化曲面图

为保证风险因子参数的可重复性，P_{perclos}和U_{env}均需保持在[0,1]范围内。整体调参和标定取值如下：$\omega_1+\omega_2=1$，$\omega_1\in\{0.4,0.5,0.6,0.7\}$，$\lambda\in\{0.5,0.75,1.0\}$，$\gamma,\beta\in\{1,2\}$，$\kappa\in\{0.3,0.4,0.5\}$。在验证集上以漏警率最小为首要目标，并在漏警率相同的组合中选择误警率较低且平均预警提前量较小者。最终，本文采用的取值为ω_1=0.6、ω_2=0.4、λ=1.0、$\gamma=\beta$=1.0、κ=0.5。

此外，在P_{perclos}和U_{env}构成的101×101归一化网格上进行单参数±10%扰动分析：ω_1、ω_2、λ、γ和β的扰动使动态TTC阈值的最大变化不超过0.09 s，κ对动态TTC阈值的最大影响为0.15 s，表明该标定点在局部范围内具有较好的数值稳定性。

因此，当α=1时，动态阈值上限为4.5 s。

该逻辑实现了预警灵敏度的自动演化：当驾驶员状态良好且环境清晰时（$\alpha\to0$），T_{dyn}趋近于基准值，以保证预警边界紧凑，减少不必要的误报干扰；当检测到驾驶员疲劳或环境复杂时（$\alpha\to1$），系统主动增大预警阈值，以弥补驾驶员反应时间的延长，从而提升系统安全冗余空间。

3.4　面向分心状态的分级多模态预警机制

纯视觉边界框在驾驶员闭眼、视线偏离或注意力不足时可能无法有效传达预警信息。为此，本文在不改变α与动态TTC判定逻辑的前提下，将决策输出扩展为三级多模态接口：当α<0.3时，采用视觉提示；当0.3≤α<0.7时，采用视觉与短促声音联合提示；当α≥0.7，或分心/疲劳状态持续且实际TTC不高于动态阈值时，采用红色视觉提示、声音告警及转向盘或座椅振动的组合提示方式，并预留后续与自动紧急制动控制器的接口。

4　试验验证与结果分析

本文通过定量与定性试验对提出的协同感知预警网络进行性能验证。首先，测试引入蛇形卷积与Inner-IoU模块后Model D在复杂路况下对目标的检测与测距表现；其次，评估车内BCM在车载计算平台上的实时性与轻量化程度；最后，通过构建紧急制动仿真场景，分析基于风险因子α的动态预警逻辑在实际运行中带来的安全收益。

4.1　试验环境与数据集构建

本文的算法开发与模型训练在配备NVIDIA GeForce RTX4090 GPU的计算平台上完成，软件运行环境基于Python3.8.20与PyTorch2.3.1框架。

为验证系统的实际运行效果与部署可行性，本文搭建了基于真实车辆的硬件测试系统，如图6所示，主要包含2个视觉采集模块：

a. 车外视觉模块：在试验车辆车顶前部安装双目相机，用于采集前方道路图像，为Model D的目标检测与物理碰撞时间估算提供数据输入。

b. 车内视觉模块：在驾驶室内A柱位置安装近红外（Near Infrared，NIR）相机，用于实时获取驾驶员面部视频流。



图6　实车试验硬件系统配置

上述2路传感器数据统一接入车载计算平台进行并行处理，以实现车内生理数据与车外环境数据的同步采集与计算。

针对双流感知架构的任务需求，本文分别构建了2个专用子数据集：

a. 车外环境数据集：在基础模型训练阶段，选取BDD100K与KITTI自动驾驶公开数据集作为数据基础。为验证改进网络对目标的特征提取能力，筛选并扩充了包含远端小目标、局部遮挡及复杂光照条件的样本。在标注过程中，对车辆底边包围盒的对齐精度进行了严格校验。

b. 车内状态数据集：采集了涵盖不同光照条件与多角度面部偏航的驾驶员图像。数据集总量为5 000张，其中专注状态约2 000张、疲劳状态约1 500张、分心状态约1 500张，按照7∶1∶2的比例划分为训练集、验证集和测试集，分别对应约3 500张、500张和1 000张。训练集用于参数学习，验证集用于超参数选择与早停，测试集在模型冻结后用于性能报告。

4.2 车内外双流感知模块综合性能评估

为全面验证本文提出的双流联合感知网络架构的有效性与可行性，本文将车外环境感知的消融试验与车内驾驶员状态识别的性能评估统一整合分析。

本文采用平均精度均值（mean Average Precision，mAP）、召回率和F1分数评价模型性能。mAP用于综合衡量目标检测模型的分类与定位能力；召回率反映实际目标中被正确识别的比例，可表征模型的漏检情况；F1分数综合考虑精确率与召回率，用于评价模型在误检与漏检之间的平衡性能。

4.2.1 车外感知模块消融试验分析

为验证动态蛇形卷积与Inner-IoU损失函数在车外环境感知中的有效性，本文以原版YOLO11n为基础模型，在构建的实车复杂数据集上进行消融试验，具体量化结果如表1所示。

表1 车外感知模块消融试验对比结果

模型	动态蛇形卷积	Inner-IoU	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
YOLO11n	×	×	22.3	12.2
Model B	√	×	23.4	12.5
Model C	×	√	22.1	12.4
Model D	√	√	23.3	12.7

由表1可知：相较于YOLO11n，Model D IoU阈值为0.5时的平均精度均值（mAP@0.5）和IoU阈值从0.5到0.95（步长为0.05）的平均精度均值（mAP@0.5:0.95）分别提升了1.0百分点和0.5百分点，整体提升幅度较为有限；单独引入Inner-IoU的Model C的mAP@0.5下降了0.2百分点，表明2种改进方法的收益主要体现在联合使用以及较高IoU阈值下的边界框回归中。鉴于整体检测指标提升有限，本文将Model D定位为后续测距任务的边界框输入优化方案，而非将检测mAP直接等同于“高精度测距”能力。

4.2.2 车内驾驶员状态识别定量与实时性评估

在车内视觉感知任务中，较高的状态识别准确率与较低的推理延迟是实现系统级实时预警的基础。本文在自建驾驶员状态数据集的测试集上对轻量化BCM进行了综合性能评估。图7展示了基于改进MobileNetV3构建的BCM在测试集上的混淆矩阵，模型在“专注”“疲劳”与“分心”3个类别上均表现出良好的分类性能，整体准确率达到97.6%。特别是在“疲劳”类别上，模型保持了较低的假阴性率。这种稳定的感知输出有效抑制了车内复杂光照环境带来的噪声干扰，为后续决策层风险因子α的计算提供了可靠的数据支持。

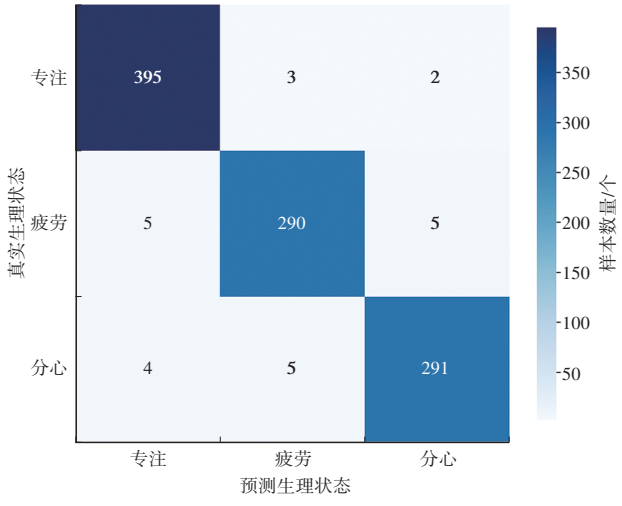


图7 BCM状态识别混淆矩阵

由图7矩阵直接计算可得，专注、疲劳和分心类别的召回率分别为98.75%、96.67%和97.00%，宏平均F1分数为97.52%。

考虑到算力需求，车内状态识别模块的设计需尽量减少资源占用。如图8所示，本文将BCM与VGG-16、ResNet-50及YOLOv8n-Pose进行对比。其中，YOLOv8n-Pose仅作为车内驾驶员状态

识别的轻量化对照网络，车外目标检测模块仍采用 YOLO11n 基线。BCM 参数量仅为 1.53×10^6 个（较 ResNet-50 降低约 94%），单帧推理延迟为 4.3 ms。结果表明，该架构在保持识别精度的前提下，有效缓解了算力负担，为实时计算预留了充足的时间窗口。

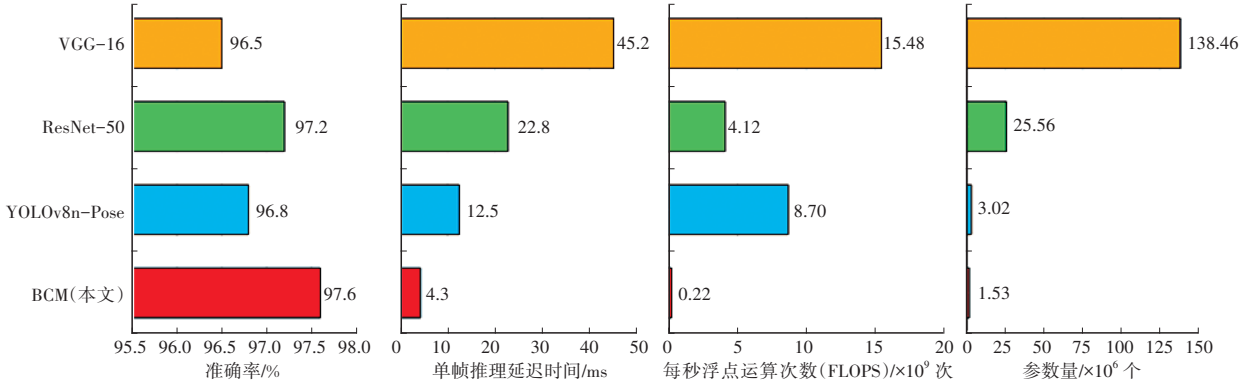


图 8　车内状态识别模型综合性能对比

4.2.3　BCM 定性验证与特征可解释性分析

除上述定量数据外，本文进一步在真实场景下深入剖析 BCM 的推理表现与内部逻辑。

图 9 展示了模型在 9 种面部姿态下的推理结果。结果表明，在专注直视、闭眼、打哈欠及大角度面部偏航等状态下，BCM 均能克服所示场景中的局部阴影与曝光干扰，并输出相应的风险类别。



图 9　多场景驾驶员状态识别定性结果

为验证 BCM 的特征提取逻辑聚焦于驾驶员面部生理特征而非环境噪声，本文参考经典的深度卷积网络可视化方法，提取了改进 MobileNetV3 骨干网络内部 5 个关键节点的特征图。如图 10 所示，输入图像在网络不同深度的多维激活状态呈现出清晰的网格化演变规律：

a. 浅层网络（Node 1、Node 2）：在初始卷积层（分辨率 112 像素×112 像素）与浅层瓶颈层中，网络主要对输入图像的低阶几何拓扑结构（如头部轮廓、肩部边缘）产生强烈的激活响应，保留了丰富的空间细节。

b. 中层网络（Node 3）：随着 SE 注意力机制的介入与特征降维（分辨率 14 像素×14 像素），背景噪声被有效抑制，网络的感受野开始向面部中心聚拢，特征分布逐渐从全图轮廓过渡到具体的面部区域。

c. 深层网络（Node 4、Node 5）：在到达池化层前的深层瓶颈层与终极卷积层（分辨率 7 像素×7 像素）中，特征图已转化为高度抽象的全局语义表征，较高激活值区域集中分布于眼部、嘴部等与驾驶员疲劳状态相关的关键部位。

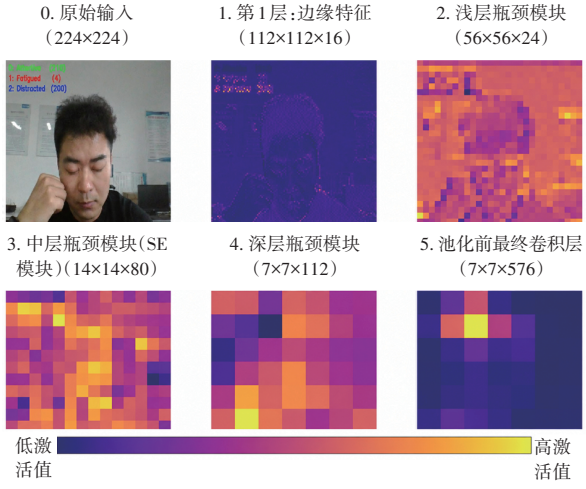


图 10　BCM 骨干网络特征图演变可视化

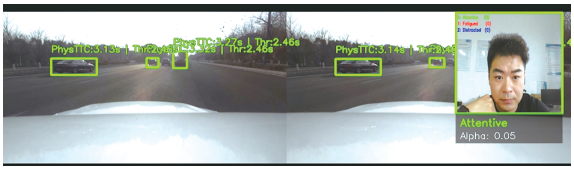
这种从低阶边缘到高阶语义的特征演变过程，直观反映了 BCM 特征提取逻辑的合理性与较强的抗干扰能力。

4.3　动态风险补偿验证

在前文分别验证了车外与车内感知模块性能的基础上，本节从系统角度定性与定量评估 DSCP-Net 融合驾驶员生理状态所带来的实际物理安全收益。

4.3.1　驾驶员生理状态介导的定性风险感知

为直观验证DSCP-Net预警阈值的动态调整逻辑，本文开展了端到端的定性推理测试，对比结果如图11所示。在测试场景中，控制车外视觉信息（前车类型、相对速度）及物理纵向距离保持一致。



（a）专注状态



（b）疲劳状态

图11　基于驾驶员状态的预警逻辑对比结果

当驾驶员处于专注状态时（见图11a），系统提取的疲劳特征值极低，风险因子α趋近于零。此时，T_{dyn}保持在基准值3.0 s。由于当前实际的物理TTC（4.0 s）高于该预警阈值，系统评估前车状态为安全，从而有效避免了过早报警对驾驶员正常驾驶的干扰。

在相同外部路况下，当驾驶员处于闭眼疲劳状态时（见图11b），BCM检测到疲劳特征，导致风险因子α显著增大。系统随之触发阈值调整机制，将T_{dyn}提高至4.5 s。此时，实际的物理TTC（4.0 s）已低于扩展后的安全阈值，系统即判定当前车辆进入高危状态，前车标识切换为危险预警。这一对比测试直观地表明了DSCP-Net具备基于驾驶员状态进行主动风险补偿的能力。

4.3.2　紧急制动场景下的安全收益定量分析

为量化DSCP-Net在极端工况下的物理安全增益，本文构建了高速紧急制动仿真场景。设定自车初始速度为100 km/h，前方目标车辆静止，并模拟驾驶员处于重度疲劳状态（反应时间延长至2.0 s），最大制动减速度设为8 m/s^2，仿真结果如图12所示。

传统高级驾驶辅助系统（Advanced Driver Assistance Systems，ADAS）通常采用固定的TTC预警阈值（设基准值为3.0 s）。在此工况下，系统仅在距离目标83.4 m处触发告警。由于处于疲劳状态的驾驶员存在2.0 s的认知与操作延迟，车辆在采取制动措施前将继续滑行55.6 m，导致物理制动起始点与目标的距离仅为27.8 m，而此时车辆的极限制动距离为48.3 m，故将发生严重追尾。

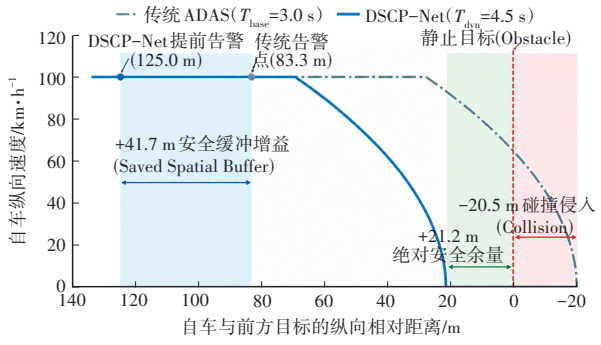


图12　紧急制动场景下双流联合感知网络与传统策略纵向运动学轨迹对比

相比之下，DSCP-Net通过BCM提取了驾驶员疲劳特征，结合风险因子α将预警阈值自适应扩展至4.5 s。该机制在距离目标125.1 m处即提前下发了干预指令。这一基于认知状态的前置补偿机制为疲劳驾驶员额外争取了41.7 m的“安全缓冲增益”。除55.6 m的反应期滑行距离和48.3 m的制动距离外，DSCP-Net保留了21.2 m的制动安全余量。

定量分析表明，DSCP-Net实现了生物特征与车辆纵向运动学的有效耦合，通过动态安全冗余补偿机制降低了由驾驶员认知衰退导致的高危碰撞风险。

4.3.3　多模态预警扩展与验证边界

在系统实现层面，风险等级可直接驱动视觉-听觉-触觉分级输出。当驾驶员保持专注且TTC高于动态阈值时，系统不增加额外干扰；当检测到分心、闭眼或风险因子持续升高时，告警逐级增强，以降低驾驶员未注视前方屏幕时漏读红色边界框的概率。

5　结束语

本文针对人机共驾场景下因驾驶员认知衰退导致的碰撞预警滞后问题，提出了双流联合感知网络，通过跨域信息融合显著提升了主动安全系统的响应能力。在感知层面，车外环境感知模块引入动态蛇形卷积与Inner-IoU损失函数，增强了对稀疏及遮挡目标的特征提取能力，使mAP@0.5:0.95达到12.7%，可为后续测距提供边界框输入；同时，车内驾驶员状态监测模块基于改进的MobileNetV3架构，在测试集上实现了97.6%的识别准确率，该模型将参数量大幅压缩至1.53×10^{6}个，单帧推理延迟降至4.3 ms，具备车载边缘计算的实时部署潜力。在决策层面，基于风险因子的动态预警模型实现了生

理机能与车辆运动学的深度耦合，在高速紧急制动工况下能自适应地将预警阈值从3.0 s扩展至4.5 s，为车辆额外争取了41.7 m的安全缓冲空间，验证了前置风险补偿机制在既定运动学假设下的仿真可行性。

需要指出的是，当前试验主要验证了模型在所展示光照与姿态工况下的适应性，跨被试泛化能力仍需通过更大规模、多驾驶员实车数据进一步验证。

未来研究将进一步聚焦于多模态传感器融合以提升全天候感知鲁棒性，并探索将该跨域决策逻辑融入端到端驾驶大模型，为实现更高阶的人机协同智能驾驶提供参考。

参 考 文 献

[1] SAE International. Human Factors in Forward Collision Warning Systems: Operating Characteristics and User Interface Requirements: SAE J2400_200308[S]. Warrendale, Pennsylvania, United States: SAE International, 2003.

[2] GOLD C, HAPPEE R, BENGLER K. Modeling Take-Over Performance in Level 3 Conditionally Automated Vehicles [J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 116: 3-13.

[3] NOSHER N, MUAZZAM H, KHAWAJA M E, et al. A Robust Forward Collision Warning System Using Single Camera[J]. IEEE Access, 2026, 14: 18285-18297.

[4] WANG Y B, HE Q, GUO J Q, et al. A-TTC: A Multimodal Fusion Framework for Personalized Truck Forward Collision Warning via Dynamic Threshold Calibration[J]. Accident Analysis & Prevention, 2026, 236.

[5] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library [C]// Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). Vancouver, Canada: Curran Associates, 2019.

[6] YU F, CHEN H F, WANG X, et al. BDD100K: A Diverse Driving Dataset for Heterogeneous Multitask Learning[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA: IEEE, 2020: 2636-2645.

[7] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are We Ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite [C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 3354-3361.

[8] TERVEN J, CORDOVA-ESPARZA D M, ROMERO-GONZALEZ J A. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5(4): 1680-1716.

[9] JOCHER G, QIU J. Ultralytics YOLO11[CP/OL]. Version 11.0.0. (2024-09-10) [2026-09-10]. https://github. com/ultralytics/ultralytics.

[10] 姚宇捷, 彭育辉, 陈泽辉, 等. 支持抗光照目标检测的改进YOLO算法[J]. 汽车工程, 2023, 45(5): 777-785.
YAO Y J, PENG Y H, CHEN Z H, et al. An Improved YOLO Algorithm Supporting Anti-Illumination Target Detection[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(5): 777-785.

[11] QI Y L, HE Y T, QI X M, et al. Dynamic Snake Convolution Based on Topological Geometric Constraints for Tubular Structure Segmentation[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris, France: IEEE, 2023: 6070-6079.

[12] ZHANG H, XU C, ZHANG S J. Inner-IoU: More Effective Intersection over Union Loss with Auxiliary Bounding Box [EB/OL]. (2023-11-14)[2026-09-07]. https://arxiv.org/abs/2311.02877.

[13] SIKANDER G, ANWAR S. Driver Fatigue Detection Systems: A Review[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20(6): 2339-2352.

[14] KAZEMI V, SULLIVAN J. One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 1867-1874.

[15] SOUKUPOVA T, CECH J. Real-Time Eye Blink Detection Using Facial Landmarks[C]// Proceedings of the 21st Computer Vision Winter Workshop (CVWW). Rimske Toplice, Slovenia: Slovenian Pattern Recognition Society, 2016: 1-8.

[16] DINGES D F, GRACE R. PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness as Assessed by Psychomotor Vigilance: FHWA-MCRT-98-006[R]. Washington DC, USA: US Department of Transportation, Federal Highway Administration, 1998.

[17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[EB/OL]. (2015-04-10) [2026-09-07]. https://doi. org/10.48550/arXiv.1409.1556.

[18] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2016: 770-778.

[19] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-Excitation Networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City, Utah, IEEE, 2018: 7132-7141.

[20] ZEILER M D, FERGUS R. Visualizing and Understanding Convolutional Networks[C]// European Conference on Computer Vision (ECCV). Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 818-833.

[21] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Korea: IEEE, 2019: 1314-1324.

[22] LOZANO-REYES G S, MUGRUZA-VASSALLO C A. A Vision-Based Drowsiness Detection System for Railway Operators Using Lightweight Convolutional Neural Networks [J]. Frontiers in Future Transportation, 2025, 6.

[23] WANG J, WU Z C. Driver Distraction Detection via Multi-Scale Domain Adaptation Network[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2023, 17(9): 1742-1751.

[24] HE C, XU P P, PEI X, et al. Fatigue at the Wheel: A Non-Visual Approach to Truck Driver Fatigue Detection by Multi-Feature Fusion[J]. Accident Analysis & Prevention, 2024, 199.

[25] HU S Y, GAO Q H, XIE K, et al. Efficient Detection of Driver Fatigue State Based on All-Weather Illumination Scenarios[J]. Scientific Reports, 2024, 14.

[26] DEBSI A, LING G, AL-MAHBASHI M, et al. Driver Distraction and Fatigue Detection in Images Using ME-YOLOv8 Algorithm[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2024, 18(10): 1910-1930.

[27] CAPALLERA M, METEIER Q, DE SALIS E, et al. A Contextual Multimodal System for Increasing Situation Awareness and Takeover Quality in Conditionally Automated Driving[J]. IEEE Access, 2023, 11: 5746-5771.

[28] LI C R, XU A L, SACHDEVA E, et al. Optimal Driver Warning Generation in Dynamic Driving Environment[C]// 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Yokohama, Japan: IEEE, 2024: 14184-14190.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2026年8月30日。

《汽车工程师》征稿启事

《汽车工程师》于1974年创刊，是由中国第一汽车集团有限公司主管、中国第一汽车股份有限公司主办的国内外公开发行的汽车应用技术类学术期刊，为RCCSE中国准核心学术期刊、CACJ中国应用型扩展期刊，被哥白尼精选数据库、EBSCO学术数据库、欧洲学术出版中心（EuroPub）数据库、J-Gate数据库收录。

《汽车工程师》以报道汽车产品设计领域的技术研究成果为主，专注于技术开发与应用层面的创新成果，提供汽车设计创新解决方案。《汽车工程师》将把握电动化、智能化、网联化、共享化的汽车技术主流发展趋势，努力吸收优质稿源，为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。重点征稿方向包括：锂离子电池与新体系电池、动力电池热管理与热失控、燃料电池及其关键零部件、车用电机及其控制器、自动驾驶汽车环境感知与感知融合、自动驾驶汽车定位与建图、自动驾驶汽车测试、人工驾驶-无人驾驶车辆混行条件下的自动驾驶控制、智能线控底盘、一体化底盘、功能安全和预期功能安全。

热忱欢迎汽车行业的专家学者不吝赐稿，反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将优先发表，我们期待与您共同践行“把论文写在祖国大地上”的指示精神，为强大中国汽车工业作贡献！

本刊使用协同采编系统处理稿件，请登陆期刊网站注册后投稿，投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏目的作者指南，网址：http://tjqc.cbpt.cnki.net。

《汽车工程师》编辑部