arXiv:2602.09632v1 [stat.AP] 10 Feb 2026

构建驾驶员行为模型中情感模块的贝叶斯网络方法

Dorota M-lynarczyk[1],Gabriel Calvo[1], Francisco Palmi-Perales[1], Carmen Armero[1],Virgilio G´omez-Rubio[2], Ana de la Torre-Garc´ıa[3],和 Ricardo Bayona Salvador[3]

[1]统计学与运筹学系，瓦伦西亚大学，瓦伦西亚，西班牙[2]数学系，卡斯蒂利亚-拉曼恰大学，阿尔瓦塞特，西班牙[3]瓦伦西亚生物力学研究所，瓦伦西亚理工大学，瓦伦西亚，西班牙

摘要

本文聚焦于驾驶员行为模型（DBM）的情感组成部分。该组成部分具体对驾驶员的某些心理状态进行建模，例如心理负荷和主动疲劳，这些状态可能会影响驾驶表现。我们采用贝叶斯网络（贝叶斯网络）探究各种相关随机变量之间的依赖关系，并根据驾驶员的生理和人口统计学状况，评估其处于特定心理状态的概率。通过这一方法，我们旨在加深对动态环境中驾驶员行为的理解，并为交通安全和自动驾驶汽车技术提供潜在应用。

关键词

有向无环图；心理状态；概率与不确定性；统计建模。

1 引言

理解驾驶员行为是提升道路安全、优化交通管理和开发自动驾驶汽车系统的基石。人类驾驶员的决策过程十分复杂，受众多因素影响且具有高度不确定性，其中包括环境条件、交通场景和心理状态等。为了反映人类行为，需要一种既能考虑其复杂性，又能捕捉其相关不确定性的概率模型。贝叶斯网络（BN）为应对这一挑战提供了稳健的框架。

贝叶斯网络 [1] 是一种概率模型，属于图形框架，用于表示随机变量之间的随机关系。这些变量以节点的形式表示，而节点之间的边则编码了概率条件依赖关系，使贝叶斯网络能够基于数据评估不同结果所对应的概率。从建模角度来看，贝叶斯网络为推断和预测提供了灵活的框架，因为正如 [2] 所说：“它们是对世界的直接表示，而不是对推理过程的表示”。通过引入概率推理，贝叶斯网络成为建模复杂系统的有力工具。这种方法尤其适用于分析驾驶员行为，因为它能够有效应对人类决策过程 [3]中固有的不可预测性。

驾驶员行为模型（DBM） [4] 是一个广泛的框架，整合来自各种来源的数据，例如传感器、交通系统或驾驶员档案，以研究不同因素（如速度、道路状况和分心因素）如何影响驾驶员行为。本研究属于 BERTHA 欧盟项目（人类驾驶员行为复现 [5]）的一部分，该项目旨在开发一个全面的模块化 DBM，用于解释和预测与网联、协同与自动化出行（CCAM）相关的广泛情境下的人类驾驶行为。BERTHA 提出的 DBM 在统一的概率框架内整合了人类驾驶的多个维度，包括认知、情感、感知和情境因素。通过结合来自受控实验和真实道路驾驶的实证数据，BERTHA 致力于捕捉人类驾驶固有的变异性。

本文聚焦于 BERTHA 项目 DBM 的情感模块的一部分，该模块旨在捕捉并建模影响驾驶员行为的情绪和认知状态。具体而言，我们将讨论某些心理状态的强度，例如主动疲劳和

心理负荷，它们会显著影响驾驶员在各种情境下的反应。此外，本文中的模型还可以轻松扩展，以探究心理状态如何影响驾驶行为，从而更全面地理解动态且不确定条件下的驾驶员行为。

本文其余部分安排如下。第2节概述贝叶斯推断背景下贝叶斯网络的基本原理，详细介绍贝叶斯网络模型所用的数据库，并展示其结构。第3节总体介绍结果，并通过对主动疲劳和心理负荷的预测评估加以说明。最后，第4节简要讨论模型的扩展及进一步研究方向。

2 方法

2.1 贝叶斯网络与贝叶斯推断

贝叶斯网络是一种概率模型，其随机行为可通过有向无环图（DAG）以图形方式表示。图是数学结构，可通过边连接节点对。在概率DAG中，这些元素分别对应随机变量和概率分布。此外，有向无环图必须满足两个一般性质：所有边都必须具有概率方向，且图中不得存在环。在有向无环图中，节点的父节点是网络结构中所有有指向该节点的有向边的节点。图1展示了与随机变量集合 $\{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4\}$ 相对应的有向无环图，其中随机变量 Y_1 和 Y_2 是 Y_3 的父节点（ pa(Y_3) $= \{Y_1, Y_2\}$ ），而 Y_3 是 Y_4 的唯一父节点（pa(Y_4) $= \{Y_3\}$）。这四个变量通过三条带箭头的边相连，分别表示给定父节点时 Y_3 的概率分布，以及给定 Y_3 时 Y_4 的概率分布。节点 Y_1 和 Y_2 没有父节点。

依赖未知参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的概率模型需要统计框架来估计这些参数。本文采用贝叶斯推断方法。这种方法要求完整指定模型中所有随机变量的概率分布，以及所有未知参数的先验分布。形式上，贝叶斯网络 [2]是定义在一组随机变量 $\boldsymbol{Y} = \{Y_v$ 上的联合概率分布 $f(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{\theta})$，这些随机变量表示网络的节点集合；此外，还包括一个由其相应参数组成的向量$\boldsymbol{\theta}$ ，如下所示: $v = 1, \ldots\ldots, V\}$

$$f(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{\theta}) = f(\boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{\theta})\, \pi(\boldsymbol{\theta}),$$

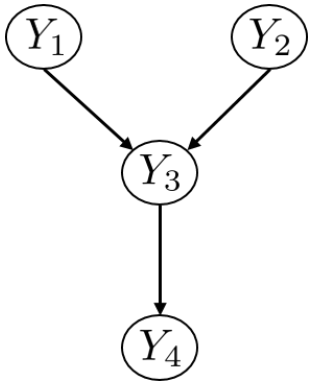

图1：有向无环图基本示例。

其中， $f(\boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{\theta})$是 $\boldsymbol{Y}$在给定 $\boldsymbol{\theta}$ 时的条件分布，而 $\pi(\boldsymbol{\theta})$是 $\boldsymbol{\theta}$的先验分布。贝叶斯网络满足因子分解性质。这意味着，条件联合概率分布 $f(\boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{\theta})$可分解为单变量条件分布的形式

$$f(\boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{\theta}) = \prod_{v=1}^{V} f(y_v \mid \boldsymbol{y}_{\mathrm{pa}(Y_v)}, \boldsymbol{\theta}),$$

即 $f(y_v \mid \boldsymbol{y}_{\mathrm{pa}(Y_v)} \boldsymbol{\theta})$ 节点 Y_v 在其父节点和 $\boldsymbol{\theta}$ 条件下的条件分布。数据 $\mathcal{D}$ 是统计模型的基础，统计模型通过贝叶斯定理更新关于 $\boldsymbol{\theta}$ 的信息，从而获得其后验分布 $\pi(\boldsymbol{\theta} \mid \mathcal{D})$。通过马尔可夫链蒙特卡洛（MCMC）模拟 [6] 对该后验分布进行近似计算。由此得到后续的近似随机样本，从而可以近似联合后验预测分布

$$f(\boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{\mathcal{D}}) = \int f(\boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{\theta}) \pi(\boldsymbol{\theta} \mid \mathcal{D}) \, \mathrm{d}\boldsymbol{\theta},$$

由此可以近似任何感兴趣的后验预测边际分布或条件分布。

2.2 数据结构和变量

用于构建 DBM 情感模块贝叶斯网络的数据来自生物力学研究所（Instituto de Biomec´anica de Val`encia，IBV），该机构是

欧洲 BERTHA 项目的牵头机构。IBV 采用驾驶模拟器开展了一项实验研究，用以描述汽车驾驶员的关键心理状态。研究通过一套结构化方案评估心理工作负荷和主动疲劳，该方案结合了主观评估与多模态生理监测。参与者在基线阶段及每个认知区块结束后，均完成经过验证的心理工作负荷和主动疲劳量表；与此同时，研究人员使用 PLUX Biosignals 平台记录心电图和呼吸信号。

最终得到的数据集包含一系列人口统计学和生理变量，以及针对心理负荷和主动疲劳进行量化而专门设计的实验问卷回答。该数据集包含从 17 名参与者收集的观测值，并附有以下基本协变量信息：

- Y_{Sex}：性别；8 名女性（$Y_{Sex} = 0$）和 9 名男性（$Y_{Sex} = 1$）。
- Y_{Age}：年龄（岁）；范围为 24 至 61 岁（均值：44.59 岁）。
- Y_{BMI}：身体质量指数；范围为 17.65 至 35.16（均值：24.35）。

生理信息通过与心脏和呼吸功能相关的变量进行评估：

- Y_{SRT}：相邻两次正常心跳间隔时间的标准差（RR 间期），单位为毫秒（ms）；范围为 19.45 至 191.76（均值：63.07 ms）。
- Y_{SDD}：相邻 RR 间期连续差值的标准差，单位为毫秒（ms）；范围为 14.38 至 104.16（均值：53.17 ms）。
- Y_{MHR}：平均心率，单位为每分钟心跳次数（bpm）；范围为 46.08 至 152.09（均值：73.94 bpm）。
- Y_{RLH}：低频段与高频段心率变异性（HRV）方差之比；范围为 0.17 至 29.91（均值：3.51）。
- Y_{MNB}：每分钟呼吸次数的均值；范围为 9.42 至 23.38（均值：15.26 次/分钟）。

完成实验任务后，参与者还填写了一系列有关心理负荷（Y_{ML}）和主动疲劳（Y_{AF}）的问卷。原始回答被转换为二元格式，包含两种结果：1 表示参与者进入了指定的心理状态，0 则表示未进入。

2.3 用于评估驾驶员主动疲劳和心理负荷的贝叶斯网络

该模型被构建为贝叶斯网络，用以表示心理状态、生理反应、协变量和参数之间的概率关系。图2展示了所分析贝叶斯网络的有向无环图。图中说明了心理负荷（Y_{ML}）、主动疲劳（Y_{AF}）以及一组生理变量（ Y_{SRT}、 Y_{SDD}、 Y_{MHR}、 Y_{RLH}和 Y_{MNB}）之间的关系。为简洁起见，图中省略了协变量和参数。与两个关注变量（ Y_{ML} 和 Y_{AF}）对应的节点直接影响 Y_{MHR}、 Y_{SDD}和 Y_{RLH}。节点 Y_{SDD} 影响 Y_{MHR}，而Y_{SDD} 和 Y_{MHR} 都会对 Y_{RLH}产生影响。这三个变量（ Y_{MHR}、 Y_{SDD}和Y_{RLH} ）是 Y_{SRT}的父节点，而 Y_{SRT}又是 Y_{MNB}的父节点。这些相互依赖关系体现了网络中复杂的关联。就这些变量的解释而言，根据该模型，心理状态会影响心脏功能，而心脏功能继而影响呼吸。给定参数集合 $\boldsymbol{\theta}$ 时，网络中所有节点的条件联合分布随后可分解为以下乘积

$$
\begin{aligned}
f(y_{MNB}, y_{SRT}, y_{RLH}, y_{MHR}, y_{SDD}, y_{ML}, y_{AF} \mid \boldsymbol{\theta}) &= f(y_{MNB} \mid y_{SRT}, \boldsymbol{\theta}) \\
&\cdot f(y_{SRT} \mid y_{RLH}, y_{MHR}, y_{SDD}, \boldsymbol{\theta}) \cdot f(y_{RLH} \mid y_{MHR}, y_{SDD}, y_{AF}, y_{ML}, \boldsymbol{\theta}) \\
&\cdot f(y_{MHR} \mid y_{SDD}, y_{AF}, y_{ML}, \boldsymbol{\theta}) \cdot f(y_{SDD} \mid y_{AF}, y_{ML}, \boldsymbol{\theta}) \\
&\cdot f(y_{AF} \mid \boldsymbol{\theta}) \cdot f(y_{ML} \mid \boldsymbol{\theta}). \qquad (1)
\end{aligned}
$$

这种分解使得式（1）中的每个单变量条件分布都可以独立建模。心理负荷（Y_{ML}）和主动疲劳（Y_{AF}）是伯努利变量，其成功概率通过贝叶斯逻辑回归（BLR）建模。对于式（1）中的每个连续生理测量指标（ Y_{MNB}、 Y_{SRT}、 Y_{RLH}、 Y_{MHR}和 Y_{SDD} ），我们使用贝叶斯回归模型（BRM）分析其条件分布，其中后续条件均值表示为三个基础协变量和所考虑响应变量的父节点变量的线性函数。对于

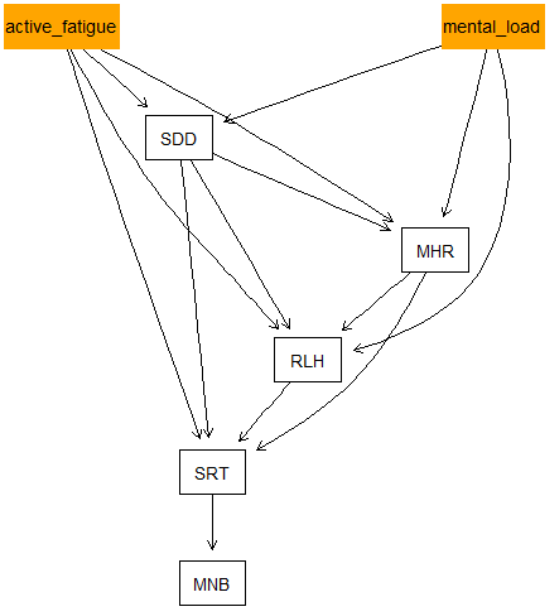

图2：用于评估主动疲劳和心理负荷的贝叶斯网络。为便于清晰展示，节点仅以其子指标的缩写标识。

例如，在对 $f(y_{MHR} \mid y_{SDD}, y_{AF}, y_{ML}, \boldsymbol{\theta})$ 进行建模时，我们假设其服从正态分布，均值 μ_{MHR} 表示为三个基础协变量 Y_{Sex}、Y_{Age} 和 Y_{BMI}，以及作为 Y_{MHR} 父节点的节点 Y_{SDD}、Y_{AF}、Y_{ML} 的线性函数。

$$\begin{aligned}\mu_{MHR} =& \beta_0 + \beta_W I_W + \beta_{Age} Y_{Age} + \beta_{BMI} Y_{BMI} + \\ & \beta_{SDD} Y_{SDD} + \beta_{AF} Y_{AF} + \beta_{ML} Y_{ML},\end{aligned} \tag{2}$$

其中，I_W 是一个指示变量，若观测值来自男性则取值为 1，否则为 0；而 β 则是与协变量相关联的回归系数，即参数。

模型参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的先验分布在非信息性环境中假定先验独立，从而使数据在全部推断中占据主导地位。在所有 BLR 和 BRM 模型中，所有回归系数 β 均被赋予均值为 0、方差为 25 的正态分布。BRM 模型的标准差参数被设定为区间 (0,30) 上的均匀分布。

3 结果

通过 JAGS软件，使用 MCMC 对贝叶斯网络所有参数的后验分布 $\pi(\boldsymbol{\theta} \mid \mathcal{D})$ 进行了近似。随后利用 MCMC 后验样本近似联合后验预测分布。由此得到的样本可用于提取任意感兴趣的预测元素的行为。

举例来说，图3展示了驾驶员在主动疲劳和心理工作负荷所定义的四种状态下的平均后验概率，以及这些概率与其性别、年龄和体质指数的关系，并给出了 Y_{SRT} 和 Y_{MNB} 节点可能取值的范围。在实际应用中，可以推导出条件后验概率；例如，对于一名年龄为20岁、体质指数为22、平均呼吸频率为每分钟20次的女性驾驶员，估计其出现心理工作负荷的概率约为0.72。预测似乎表明，年龄对主动疲劳和心理工作负荷具有保护作用，而性别则没有，这似乎并不相关。

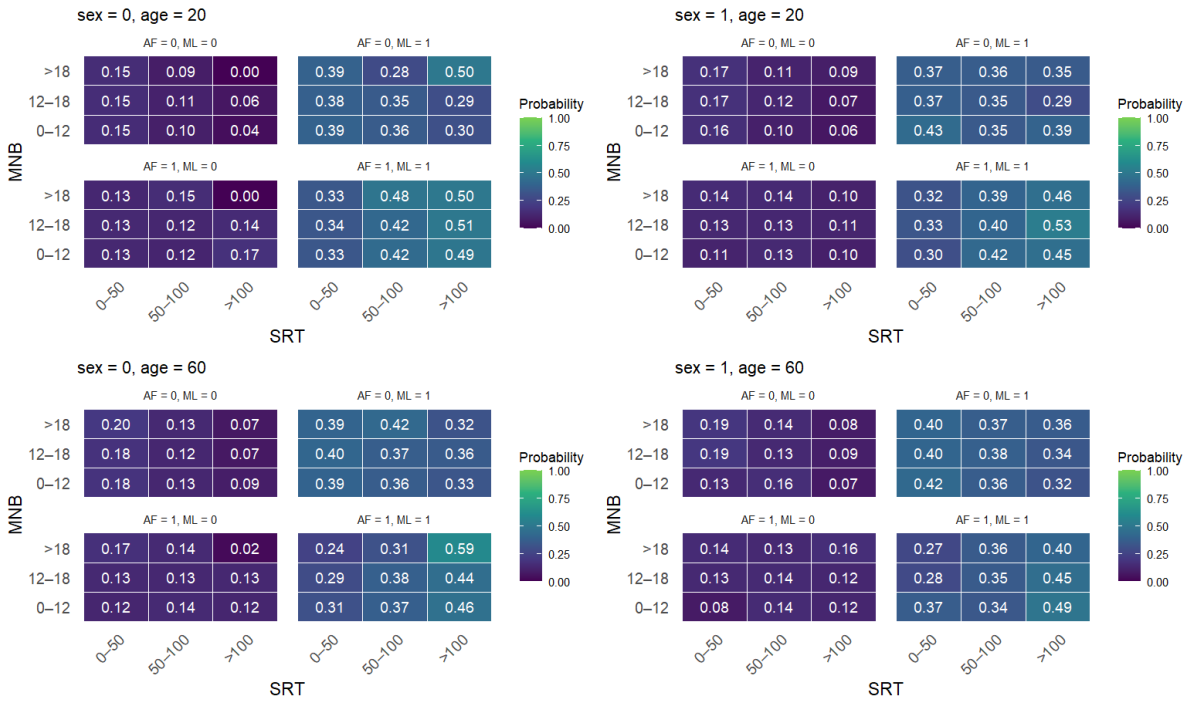

图3：在体质指数保持为 22 时，主动疲劳（AF）和心理工作负荷（ML）各联合状态的平均后验概率随驾驶员性别和年龄变化的情况，并展示了 Y_{SRT} 和 Y_{MNB} 值。

4 讨论

贝叶斯网络能够估算驾驶员在不同生理状况下处于特定心理状态（如心理负荷或主动疲劳）的概率，这是本研究的一个重要方面。这些信息有助于实时评估驾驶员的心理状态，对道路安全具有重要意义 [7]。例如，车辆可以在发现驾驶员出现心理疲劳迹象时建议其休息。该模型有助于优化系统设计，预防由认知疲劳或心理超负荷导致的事故。

本研究的结果颇具前景，但该主题的复杂性意味着仍需开展进一步研究并收集更多数据。本研究基于相当有限的样本，未来若能采用更大规模的样本，将有望提升统计效力和预测效能。探索其他指标也可能颇有价值，例如面部表情，这些指标或可提供有关驾驶员心理状态的更多信息。

致谢

本研究工作由欧盟资助，属于 BERTHA项目（GA101076360）。然而，文中表达的观点和意见仅代表作者本人，并不一定反映欧盟或欧洲气候、基础设施与环境执行局（CINEA）的立场。欧盟和资助机构均不对这些观点和意见承担责任。

参考文献

[1] J. Pearl（1995）。从贝叶斯网络到因果网络。载于用于处理人工智能中不完整知识的数学模型。Springer。[2] J. Pearl 和 S. Russell（1995）。贝叶斯网络。载于脑理论与神经网络手册。MIT出版社。[3] J. Forbes、T. Huang、K. Kanazawa 和 S. Russell（1995）。BAT-mobile：迈向贝叶斯自动驾驶出租车。载于*IJCAI* （第95卷，第1878–1885页）。

[4]N. M. Negash 和 J. Yang（2023）。面向自动驾驶车辆的驾驶行为建模：综合综述。*IEEE Access*，11，22788–22821。[5]面向 CCAM 的人类驾驶员行为复制。欧洲地平线计划项目（资助协议编号：101076360）。https://doi.org/10.3030/101076360[6] Geyer, C. J.（2011）MCMC 导论。载于马尔可夫链蒙特卡洛手册。Chapman & Hall/CRC，博卡拉顿，佛罗里达州，第3–48页。[7] Liu Y.-Q. 和 Wang X.-Y.（2020）。基于贝叶斯网络分析不同情绪状态下的驾驶员行为倾向。载于*IEEE*情感计算汇刊（第14卷，第165–177页）。