

基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策模型

章凌怡

华南农业大学数学与信息学院, 广东 广州

收稿日期: 2026年8月2日; 录用日期: 2026年8月26日; 发布日期: 2026年9月3日

摘要

随着数据来源和信息获取渠道的多样化, 同一决策对象通常可以由多个具有不同特征结构和信息质量的视图共同描述。现有多视图序贯三支决策研究为多视图、多层次信息的渐进式处理提供了有效框架, 但大多默认视图质量同质且判断一致鲜有将视图可靠性评估、序贯信息融合与视图冲突协调纳入统一框架的系统性研究。若忽略视图质量差异或直接融合存在冲突的视图信息, 易导致不可靠信息过度影响综合决策, 增加对象被过早接受或拒绝的风险。针对上述问题, 本文提出一种基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策方法。首先, 根据各视图对决策类别的概率判别表现构造视图可靠性指标, 并据此建立由高可靠视图向低可靠视图逐步扩展的视图序列。其次, 在各阶段融合已引入视图的条件概率信息, 并利用视图间概率判断的加权离散程度构造对象级视图冲突度。进一步, 根据“冲突越强, 决策确定性应越低”的原则设计冲突修正机制, 将存在较大视图分歧的综合条件概率向不确定状态进行收缩。最后, 将修正后的条件概率引入三支决策规则, 使可确定对象在当前阶段完成接受或拒绝, 仅将边界域对象传递至下一阶段继续引入新的视图信息。该模型有机整合了视图质量评价、跨视图冲突协调与序贯渐进决策三个核心环节, 实现了三者的统一数学描述与机制协同。基于多组公开多视图数据集的对比实验结果表明, 通过与传统多视图三支决策、经典序贯多视图三支决策及消融基线模型对比, 所提方法在决策准确率、延迟率、平均使用视图数及综合决策损失等指标上均取得最优性能, 有效兼顾了决策精度与信息利用效率。

关键词

多视图学习, 序贯三支决策, 视图可靠性, 视图间冲突, 冲突修正, 条件概率融合, 边界域, 信息融合

A Multi-View Sequential Three-Way Decision Model Based on View Reliability and Conflict Coordination

Lingyi Zhang

College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou Guangdong

文章引用: 章凌怡. 基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策模型[J]. 应用数学进展, 2026, 15(9): 15-26.
DOI: 10.12677/aam.2026.159370

Abstract

With the diversification of data sources and information acquisition channels, the same decision object can often be described by multiple views characterized by heterogeneous feature structures and varying information quality. Existing studies on multi-view sequential three-way decision-making provide an effective framework for the progressive processing of multi-view and multi-level information. However, most of them assume homogeneous view quality and consistent judgments, and few have systematically integrated view reliability evaluation, sequential information fusion and inter-view conflict coordination into a unified framework. Ignoring differences in view quality or directly fusing conflicting information from multiple views may allow unreliable information to exert excessive influence on the aggregated decision, thereby increasing the risk of prematurely accepting or rejecting objects. To address these issues, this paper proposes a multi-view sequential three-way decision-making method based on view reliability and conflict coordination. First, a view reliability measure is constructed according to the probabilistic classification performance of each view with respect to the decision categories. On this basis, a view sequence is established in which views are progressively introduced from higher to lower reliability. Second, at each stage, the conditional probability information from the views introduced thus far is aggregated, and an object-level view conflict measure is constructed using the weighted dispersion of the probabilistic judgments across views. Furthermore, following the principle that stronger conflict should correspond to lower decision certainty, a conflict correction mechanism is designed to shrink the aggregated conditional probability toward the uncertain state when substantial disagreement exists among the views. Finally, the corrected conditional probabilities are incorporated into the three-way decision rules. Objects that can be determined with sufficient certainty are accepted or rejected at the current stage, whereas only objects in the boundary region are transferred to the next stage, where additional view information is introduced. While preserving the deferment mechanism of three-way decision-making, the proposed model provides a unified representation of view reliability, inter-view conflict, and sequential information fusion. The proposed model organically integrates three core components: view quality evaluation, cross-view conflict coordination and sequential progressive decision-making, and realizes a unified mathematical formulation and synergistic mechanism among them. Comparative experiments on multiple public multi-view datasets demonstrate that, compared with traditional multi-view three-way decision-making, classical sequential multi-view three-way decision-making and ablation baseline models, the proposed method achieves optimal performance in terms of decision accuracy, deferment rate, average number of views used and overall decision loss, and effectively balances decision accuracy and information utilization efficiency.

Keywords

Multi-View Learning, Sequential Three-Way Decision-Making, View Reliability, Inter-View Conflict, Conflict Correction, Conditional Probability Fusion, Boundary Region, Information Fusion

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

传统冲突分析仅将主体关系划分为冲突、联盟两类二元结果，难以容纳立场摇摆的中立对象[1]。三

支决策理论引入边界域实现冲突、联盟与中立关系的三类划分,更适配冲突关系的渐变特性,但该理论大多扎根于属性分类任务,在冲突分析方向的针对性建模与实际落地应用相对匮乏[2]。

以现有代表性犹豫模糊三支冲突分析模型为例,研究通常在给定的犹豫模糊或双犹豫模糊情境表上,依据距离、损失或阈值规则,对主体间的冲突、中立与联盟关系进行单阶段划分[3][4]。这类模型能够表示主体态度的犹豫性,但对信息逐阶段获取、延迟决策以及新增信息成本的显式刻画相对有限。序贯三支决策研究则指出,现实决策可以伴随信息粒度的逐步细化,并在不同阶段权衡决策精度与信息获取成本[5][6]。

前景理论通过参照依赖、非对称价值函数和概率加权机制刻画决策者的风险态度与损失厌恶行为[7][8];后悔理论则通过比较已选结果与未选方案可能结果,描述预期后悔、欣喜及后悔规避倾向[9][10]。已有研究已分别将前景理论和后悔理论引入三支冲突分析,以刻画冲突主体的主观风险偏好和心理行为[11][12]。鉴于冲突主体的态度可能具有犹豫性,信息获取和评价可能产生额外成本,且决策者可能表现出损失厌恶和后悔规避等行为特征[5]-[7][13],本文拟通过逐阶段增加议题信息,对主体间的冲突、联盟和中立关系进行成本可控的序贯识别,有机整合视图可靠性评估、序贯信息融合与视图冲突协调三个环节,提出基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策模型(RC-MVS3WD)。该模型以概率分类性能构造全局视图可靠性指标,按质量高低序贯引入视图;通过加权融合条件概率构造对象级冲突度,依据“冲突越强、决策越审慎”原则设计修正机制,收缩高分歧对象的融合概率;最终结合三支决策规则实现渐进式序贯决策。本文采用全局静态视图可靠性度量,未考虑不同对象的视图性能异质性,对象感知的动态可靠性优化将纳入未来研究。为验证模型有效性与优越性,本文选取多组公开多视图数据集,设置对比基线消融模型,从准确率、平均视图数、延迟率、综合损失四个维度开展量化实验,并进行参数敏感性分析。结果表明,该模型在决策精度与信息效率上均优于对比方法。

2. 预备知识

在本节中,为方便后续内容的阐述,我们将简要回顾一些基本概念。

2.1. 多视图决策信息系统

在实际决策问题中,同一对象通常可以从多个不同角度进行描述。已有研究已将多视图结构引入序贯三支决策,用于处理多个信息视角和多个决策层次下的渐进式决策问题。

定义 1 设 $MVIS = \{U, \mathcal{V} \cup \{d\}, F\}$ 为一个多视图决策信息系统,其中 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为有限非空对象集, $\mathcal{V} = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$ 为有限视图集,其中 V_k 表示第 k 个视图对应的条件属性子集, d 为决策属性, F 为信息函数,用于给出各对象在不同视图及决策属性下的取值。

设 A 为全部条件属性集合,则有 $\bigcup_{k=1}^m V_k = A$ 。本文主要考虑二分类决策问题,设决策状态集合为 $\Omega = \{\Gamma, \neg\Gamma\}$,其中 Γ 为目标状态, $\neg\Gamma$ 为非目标状态。相应地,对象集合可根据决策属性划分为目标类与非目标类。

2.2. 邻域信息与条件概率

对于包含连续型属性的数据,传统等价关系通常难以直接刻画对象之间的局部相似关系。邻域方法通过对象间的距离或相似程度构造局部信息粒,能够为连续数据环境下的粗糙近似和概率决策提供基本的信息组织方式。邻域关系也已被用于决策理论粗糙集框架,以扩展基于条件概率和损失函数的三支决策模型。

对于任意视图 V_k , 设对象 x_i 在该视图下的邻域为

$$N_k(x_i) = \{x_j \in U \mid D_k(x_i, x_j) \leq \delta_k\},$$

其中 $D_k(x_i, x_j)$ 表示对象 x_i 与 x_j 在视图 V_k 下属于 Γ 的条件概率为

$$p_k(x_i) = P(\Gamma \mid N_k(x_i)) = \frac{|N_k(x_i) \cap \Gamma|}{|N_k(x_i)|}$$

相应地, $P(\neg\Gamma \mid N_k(x_i)) = 1 - p_k(x_i)$, 显然, $0 \leq p_k(x_i) \leq 1$ 。 $p_k(x_i)$ 越大, 说明在视图 V_k 所形成的局部领域中, 与对象 x_i 相似的对象属于目标状态 Γ 的比例越高, 因此当前视图对 x_i 属于目标状态提供的支持程度越强。

条件概率为后续不同视图下的概率判断提供统一表示。需要指出的是, 由于不同视图包含的特征信息不同, 同一对象在不同视图下可能得到不同的条件概率, 即通常存在 $p_k(x_i) \neq p_l(x_i), k \neq l$ 。这种差异既可能来源于不同视图之间的信息互补, 也可能表现为不同视图对同一对象的判断分歧, 为后续多视图信息融合提供了基本条件。

2.3. 三支决策

Yao [5] 从概率粗糙集和决策理论粗糙集角度系统阐释了三支决策规则, 将正域、边界域和负域分别赋予接受、延迟和拒绝的决策语义。

设三种决策行为分别为 a_p = 接受, a_B = 延迟, a_N = 拒绝, 状态集合为 $\Omega = \{\Gamma, \neg\Gamma\}$, 设损失函数为

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_{PP} & \lambda_{PN} \\ \lambda_{BP} & \lambda_{BN} \\ \lambda_{NP} & \lambda_{NN} \end{pmatrix},$$

其中, λ_{PP} 、 λ_{BP} 、 λ_{NP} 分别表示真实状态 Γ 时采取接受、延迟和拒绝行为所产生的损失; λ_{PN} 、 λ_{BN} 、 λ_{NN} 分别表示真实状态 $\neg\Gamma$ 时采取接受、延迟和拒绝行为所产生的损失, 易得 $0 \leq \lambda_{PP} < \lambda_{BP} < \lambda_{NP} \leq 1$, $0 \leq \lambda_{NN} < \lambda_{BN} < \lambda_{PN} \leq 1$ 。

设对象 x_i 属于目标状态的条件概率为 $p(x_i) = P(\Gamma \mid x_i)$, 则采取三种行为的期望损失分别为

$$\begin{aligned} R(a_p \mid x_i) &= \lambda_{CC} p(x_i) + \lambda_{CA} [1 - p(x_i)], \\ R(a_B \mid x_i) &= \lambda_{DC} p(x_i) + \lambda_{DA} [1 - p(x_i)], \\ R(a_N \mid x_i) &= \lambda_{AC} p(x_i) + \lambda_{AA} [1 - p(x_i)]. \end{aligned}$$

由最小风险原则得到经典阈值:

$$\begin{aligned} \alpha &= \frac{\lambda_{PN} - \lambda_{BN}}{(\lambda_{PN} - \lambda_{BN}) + (\lambda_{BP} - \lambda_{PP})} \\ \beta &= \frac{\lambda_{DA} - \lambda_{AA}}{(\lambda_{BN} - \lambda_{NN}) + (\lambda_{NP} - \lambda_{BP})} \end{aligned}$$

据此, 可得到如下三支规则:

$$\begin{aligned} POS(\Gamma) &= \{x_i \in U \mid p(x_i) \geq \alpha\} \\ BOU(\Gamma) &= \{x_i \in U \mid \beta < p(x_i) < \alpha\} \\ NEG(\Gamma) &= \{x_i \in U \mid p(x_i) \leq \beta\} \end{aligned}$$

其中 $POS(\Gamma)$ 、 $BOU(\Gamma)$ 和 $NEG(\Gamma)$ 分别表述正域、边界域和负域, 对应接受、延迟和拒绝三种决策行为。

与传统二支决策相比,三支决策并不要求在信息不足的情况下立即作出确定判断,而是通过设置边界域保留暂时无法可靠分类的对象,从而为进一步的信息获取和序贯决策提供了理论基础。

2.4. 序贯三支决策

序贯三支决策将三支决策扩展到多阶段决策过程,表现为在每一个决策阶段,对具有充分信息的对象及时作出接受或拒绝决策,而对暂时不能确定的边界域对象保留延迟决策,并在后续阶段利用更加丰富的信息继续判断。

设整个决策过程包含 T 个阶段,第 t 阶段所使用的信息结构记为 $\Upsilon^{(t)}$,并满足信息逐步增加或决策依据逐步丰富的序贯关系 $\Upsilon^{(1)} \subseteq \Upsilon^{(2)} \subseteq \dots \subseteq \Upsilon^{(T)}$ 。初始化待决策对象集合为 $BOU_0(\Gamma) = U$ 。

在第 t 个阶段,根据当前信息将上一阶段的边界域对象划分为 $POS(\Gamma)$, $BOU(\Gamma)$, $NEG(\Gamma)$, 其中 $POS_t(\Gamma) \cup BOU_t(\Gamma) \cap NEG_t(\Gamma) = BOU_{t-1}(\Gamma)$, 且三者两两不相交。因为只有边界域的对象才能进入下一阶段。因此 $U = BOU_0(\Gamma) \supseteq BOU_1(\Gamma) \supseteq \dots \supseteq BOU_T(\Gamma)$ 。

3. 基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策模型

在多视图决策环境中,不同视图从不同角度描述同一对象,其判别能力通常存在差异。同时,随着多个视图逐步参与决策,不同视图对同一对象可能给出一致、模糊甚至相互矛盾的判断。若忽略这种视图差异而直接进行信息融合,可能削弱高质量视图的作用;若仅依据融合结果进行决策,则难以区分“多视图共同不确定”与“多视图相互冲突”两种不同情形。

基于此,本文构建一种基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策模型。该模型首先评价各视图的决策可靠性,并据此确定视图进入序贯过程的先后次序;随后,在逐步融合视图信息的基础上构造对象级视图冲突度,并利用冲突程度修正融合条件概率,使存在明显视图分歧的对象获得更加审慎的判断;最后,将修正后的条件概率引入三支决策规则,使确定对象及时退出决策过程,而边界域对象继续利用后续视图信息。

3.1. 可靠性驱动的视图序贯结构

设多视图决策信息系统中的视图集合为 $\mathcal{V} = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$, 对象 x_i 在视图 V_k 上属于目标状态的条件概率记为 $p_k(x_i) \in [0, 1]$ 。由于不同视图所包含的信息具有差异,其独立进行概率判断的可靠程度也可能不同。因此,本文首先评价各视图的预测可靠性,并以此建立视图的序贯进入次序。

设训练样本集为 $U^{\text{tr}} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $y_i \in \{0, 1\}$ 表示对象 x_i 的真实决策类别。为避免利用样本自身标签形成自我评价,记 $\hat{p}_k^{\text{OOF}}(x_i)$ 为训练数据内部交叉验证获得的折外预测概率。视图 V_k 的概率误差定义为

$BS_k^G = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{p}_k^{\text{OOF}}(x_i) - y_i]^2$ 。进一步定义视图可靠性为 $Rel_k^G = 1 - BS_k^G$, 显然 $0 \leq Rel_k \leq 1$ 。 Rel_k 越大,说明该视图给出的概率判断与真实类别之间的平均平方偏差越小,其预测可靠程度越高。

按照视图可靠性由大到小进行排序: $Rel_{(1)} > Rel_{(2)} > \dots > Rel_{(m)}$, 由此得到视图序列

$V_{(1)} > V_{(2)} > \dots > V_{(m)}$ 。在此基础上,构造逐步扩展的视图集合 $\mathcal{V}^{(t)} = \{V_{(1)}, V_{(2)}, \dots, V_{(t)}\}$, $t = 1, 2, \dots, m$, 满足 $\mathcal{V}^{(1)} \subseteq \mathcal{V}^{(2)} \subseteq \dots \subseteq \mathcal{V}^{(m)} = \mathcal{V}$ 。

因此,模型优先利用可靠性较高的视图进行初始判断,仅对当前阶段不能确定的对象逐步引入后续视图,从而形成可靠性驱动的多视图序贯结构。

3.2. 多视图融合与对象级冲突度

对于第 t 个决策阶段,已参与决策的视图为 $V_{(1)}, V_{(2)}, \dots, V_{(t)}$ 。为体现不同视图可靠性的差异,定义对

象 x_i 在第 t 阶段的融合条件概率为

$$P_t(\Gamma|x_i) = \frac{\sum_{s=1}^t Rel_{(s)} p_{(s)}(x_i)}{\sum_{s=1}^t Rel_{(s)}}$$

其中假定至少存在一个 $Rel_{(s)} > 0$ 。若极端情况下所有视图可靠性均为 0，可退化采用等权融合。

融合条件概率能够综合多个视图的判断，但单一融合概率无法充分反映视图之间的内部一致性。例如，两组视图概率(0.9, 0.1)与(0.5, 0.5)均可得到均值 0.5，但前者反映两个视图之间存在明显分歧，而后者表示两个视图均处于较高不确定状态。为区分上述两种情况，进一步构造对象级视图冲突度。

定义 3.1 对象级视图冲突度

对于对象 x_i ，定义第 t 阶段的加权视图冲突度为

$$C_t(x_i) = 4 \frac{\sum_{s=1}^t Rel_{(s)} [p_{(s)}(x_i) - \bar{p}_t(x_i)]^2}{\sum_{s=1}^t Rel_{(s)}}$$

易推出 $C_t(x_i)$ 越大，说明已参与决策的视图对对象 x_i 的判断分歧越明显。

性质 1 $0 \leq C_t(x_i) \leq 1$ 当且仅当具有正权重的各视图概率判断完全一致时，有 $C_t(x_i) = 0$ 。

3.3. 冲突修正条件概率

当多个视图具有较高一致性时，其融合概率可以作为较为稳定的决策依据；反之，当不同视图出现明显分歧时，直接依据融合概率作出接受或拒绝决策可能产生过度确定的判断。因此，本文依据“冲突程度越高，决策应越趋于谨慎”的原则，对融合条件概率进行修正。

定义 设对象 x_i 在第 t 个决策阶段的冲突修正条件概率定义为 $\tilde{p}_t(x_i) = \frac{1}{2} + [1 - C_t(x_i)] \left[\bar{p}_t(x_i) - \frac{1}{2} \right]$ 。

其中 0.5 表示二分类概率意义下的中性不确定中心。上式并不改变原有融合概率的基本判断方向，而是依据视图冲突程度调节其偏离 0.5 的幅度。

命题 设 $\bar{p}_t(x_i) \in [0, 1]$ 、 $C_t(x_i) \in [0, 1]$ 则对于任意 $x_i \in U$ ，下列性质成立：

- (1) 当 $C_t(x_i) = 0$ 时， $\tilde{p}_t(x_i) = \bar{p}_t(x_i)$ ；
- (2) 当 $C_t(x_i) = 1$ 时， $\tilde{p}_t(x_i) = \frac{1}{2}$ ；
- (3) 对任意 $C_t(x_i) \in [0, 1]$ ，有 $\left| \tilde{p}_t(x_i) - \frac{1}{2} \right| \leq \bar{p}_t(x_i) - \frac{1}{2}$ 。

冲突修正不会改变原融合条件概率相对于不确定中心 0.5 的判断方向，即 $\left[\tilde{p}_t(x_i) - \frac{1}{2} \right] \left[\bar{p}_t(x_i) - \frac{1}{2} \right] \geq 0$ 。

此外在 $\bar{p}_t(x_i)$ 给定的条件下，随着 $C_t(x_i)$ 的增大， $\tilde{p}_t(x_i)$ 单调趋近 0.5。

该命题表明，所构造的冲突修正机制是一种以 0.5 为中心的连续收缩机制。当视图不存在分歧时，原融合结果得到完整保留；随着冲突程度增加，修正概率逐渐向不确定中心收缩，但不会改变原有概率相对于 0.5 的判断方向。因此，该机制能够降低高冲突情况下的过度确定性，而不会人为产生与原综合证据相反的判断。

3.4. 冲突协调的多视图序贯三支决策

在获得冲突修正条件概率后, 将其引入三支决策过程。设由决策损失函数确定的接受阈值和拒绝阈值分别为 α 和 β , 满足 $0 \leq \alpha < \beta \leq 1$ 。初始化 $BOU_0(\Gamma) = U$ 。在第 t 个阶段, 仅对上一阶段边界域中的对象进行判断, 并定义

$$\begin{aligned} POS_t(\Gamma) &= \{x_i \in BOU_{t-1}(\Gamma) \mid \tilde{p}_t(x_i) \geq \alpha\} \\ BOU_t(\Gamma) &= \{x_i \in BOU_{t-1}(\Gamma) \mid \beta < \tilde{p}_t(x_i) < \alpha\} \\ NEG_t(\Gamma) &= \{x_i \in BOU_{t-1}(\Gamma) \mid \tilde{p}_t(x_i) \leq \beta\} \end{aligned}$$

其中, 进入 $POS_t(\Gamma)$ 或 $NEG_t(\Gamma)$ 的对象在当前阶段完成确定决策, 不再参与后续计算; 只有位于 $BOU_t(\Gamma)$ 中的对象继续引入下一可靠性等级的视图。

因此, 序贯过程表现为

$$BOU_m(\Gamma) \subseteq \cdots \subseteq BOU_1(\Gamma) \subseteq BOU_0(\Gamma)$$

命题 对任意的 $t=1, 2, \dots, m$, 有 $BOU_t(\Gamma) \subseteq BOU_{t-1}(\Gamma)$ 。

该机制使不同对象能够根据自身决策难度使用不同数量的视图。对于判断较为明确的对象, 高可靠视图可能已经足以完成决策; 对于信息模糊或存在较强跨视图冲突的对象, 则通过逐步引入后续视图获得进一步判断。

3.5. RC-MVS3WD 模型算法

综上, 基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策过程可见图 1。

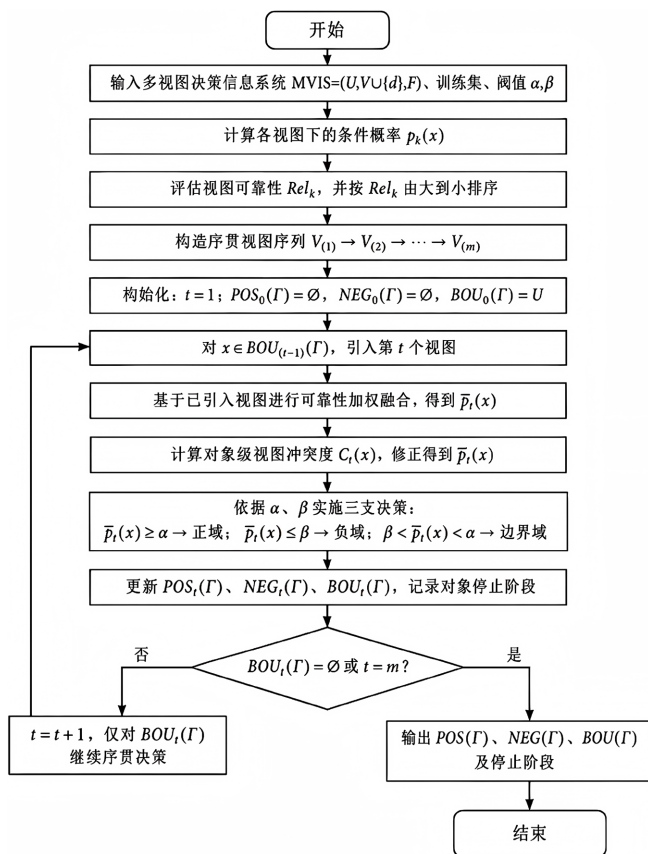


Figure 1. Algorithm flowchart of RC-MVS3WD model**图 1.** RC-MVS3WD 模型算法流程图

4. 算例分析

为直观说明所提出 RC-MVS3WD 模型的决策过程, 本节构造一个简单的多视图决策算例进行说明。设对象集合为 $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, 包含三个视图 V_1, V_2, V_3 。根据第三章的方法得到各视图的可靠性分别为

$$Rel_1 = 0.90, Rel_2 = 0.75, Rel_3 = 0.60。$$

因此, 视图的序贯进入次序为 $V_1 \succ V_2 \succ V_3$ 。各视图在不同视图下属于目标状态 Γ 的条件概率如表 1 所示。

Table 1. Conditional probabilities of each view under different views, given Γ **表 1.** 各视图在不同视图下 Γ 的条件概率

	P_1	P_2	P_3
x_1	0.90	0.85	0.80
x_2	0.10	0.20	0.15
x_3	0.62	0.95	0.88

设三支决策阈值为 $\alpha = 0.75, \beta = 0.25$ 根据可靠性排序依次引入三个视图, 并对边界域对象进行序贯处理。

4.1. 第一阶段决策

第一阶段仅使用可靠性最高的视图 V_1 。由于当前只有一个视图参与决策, 不存在跨视图冲突, 因此 $C_1(x_i) = 0$, 从而 $\tilde{p}_1(x_i) = p_1(x_i)$ 。由三支决策规则可得 $0.90 \geq 0.75$, 故 $x_1 \in POS_1(\Gamma)$ 。同时, $0.10 \leq 0.25$, 故 $x_2 \in NEG_1(\Gamma)$ 。对于 x_3 和 x_4 , 有 $0.25 < 0.62 < 0.75$, $0.25 < 0.68 < 0.75$, 因此 $BOU_1(\Gamma) = \{x_3, x_4\}$ 。可见, x_1 和 x_2 仅利用一个高可靠视图即可完成确定性决策, 而 x_3 和 x_4 需要继续引入后续视图信息。

4.2. 第二阶段决策

第二阶段仅对边界域对象 x_3 和 x_4 引入视图 V_2 。对于 x_3 , 其融合条件概率为

$$\tilde{p}_2(x_3) = \frac{0.90 \times 0.62 + 0.75 \times 0.95}{0.90 + 0.75} = 0.7700$$

若直接依据融合概率进行判断, 则有 $0.7700 > 0.75$, 对象 x_3 将被划入正域。然而, 两个视图给出的概率分别为 0.62 和 0.95, 存在一定程度的判断差异。计算得到进一步根据冲突修正公式可得

$C_2(x_3) = 0.1080$ 。进一步根据冲突修正公式可得

$$\tilde{p}_2(x_3) = 0.5 + (1 - 0.1080)(0.7700 - 0.5) = 0.7408$$

故 $x_3 \in BOU_2(\Gamma)$ 。

这表明, 冲突修正机制降低了不同视图存在分歧时的过度确定性, 使 x_3 暂缓接受决策并继续获取后续视图信息。

同理可计算得到 $x_4 \in BOU_2(\Gamma)$, 即 $BOU_2(\Gamma) = \{x_3, x_4\}$ 。

4.3. 第三阶段决策

第三阶段进一步引入视图 V_3 。对于 x_3 , 计算得到 $\bar{p}_3(x_3) = 0.7993$, $C_3(x_3) = 0.0887$, 进而有

$\tilde{p}_3(x_3) = 0.7728$ 。所以 $x_3 \in POS_3(\Gamma)$ 。这说明随着新的支持性视图加入, 不同视图之间的整体分歧有所减弱, 综合证据最终足以支持接受决策。同理对于 x_4 , 有 $x_4 \in BOU_3(\Gamma)$ 。最终三支决策结果为

$$POS(\Gamma) = \{x_1, x_3\}$$

$$NEG(\Gamma) = \{x_2\}$$

$$BOU(\Gamma) = \{x_4\}$$

4.4. 结果分析

综上, 该算例表明, RC-MVS3WD 模型能够通过可靠性驱动的视图序贯引入和对象级冲突协调机制, 实现简单对象的早期决策与困难对象的渐进处理, 并避免仅依据综合概率产生过度确定的判断。

5. 实验分析

为定量验证所提 RC-MVS3WD 模型的有效性与优越性, 本章选取多组公开多视图数据集, 设置经典对比方法与消融基线模型, 从决策精度、信息效率与决策风险三个维度展开量化对比实验, 并通过参数敏感性分析验证模型鲁棒性。

5.1. 实验设置

5.1.1. 数据集

选取三支决策与多视图学习领域广泛使用的 3 组标准数据集, 均转换为二分类任务以适配模型框架, 具体信息如下:

(1) MSRC-v1: 图像分类数据集, 原始数据集包含 240 幅图像, 分为 8 个类别[14];

(2) Caltech101-7: 物体识别数据集, 选取 7 类共 1474 个样本, 提取灰度共生矩阵、SIFT、HOG 等 6 类特征构成多视图结构[15];

(3) WebKB: 网页分类数据集, 包含 1051 个样本, 基于锚文本、页面内容、链接结构生成 4 个特征视图[16]。

实验采用 5 折交叉验证划分训练集与测试集: 基于训练集计算视图全局可靠性与邻域粒化参数, 在测试集上完成序贯决策并统计性能指标, 最终结果取 5 次实验的平均值以消除随机误差。

5.1.2. 评价指标

选取四项核心指标对模型性能进行综合度量:

(1) 决策准确率(Accuracy, Acc): 最终做出确定决策(正域接受/负域拒绝)的样本中, 分类正确样本的占比, 用于衡量决策精度;

(2) 平均使用视图数(Average Views, AVG-V): 所有样本完成决策过程累计调用视图数量的平均值, 用于衡量信息获取成本;

(3) 延迟率(Defer Rate, DR): 需遍历全部视图才能完成最终决策的样本占比, 用于衡量序贯决策的早期判定能力;

(4) 综合决策损失(Loss): 全体样本的三支决策期望损失之和, 用于衡量模型的整体决策风险。

5.1.3. 对比模型

设置 4 组对比基线与消融模型, 从不同维度验证本文模型各模块的增益效果:

(1) MV-3WD: 传统多视图三支决策模型, 所有视图等权融合后执行单阶段三支决策, 无序贯机制与冲突修正, 作为基础基准;

- (2) Seq-MV3WD: 经典序贯多视图三支决策模型, 按随机顺序逐视图引入信息, 无可靠性评价与冲突协调机制, 用于验证序贯结构的基础作用;
- (3) R-MVS3WD: 消融模型 1, 仅保留视图可靠性排序的序贯引入机制, 移除冲突修正模块, 用于验证冲突协调模块的独立贡献;
- (4) C-MVS3WD: 消融模型 2, 仅保留冲突修正机制, 视图按随机顺序序贯引入, 无可靠性排序, 用于验证可靠性驱动序贯结构的独立贡献;
- (5) RC-MVS3WD: 本文所提完整模型, 同时集成可靠性驱动序贯引入与对象级冲突协调修正机制。

5.1.4. 参数设置

所有模型采用统一参数以保证对比公平性: 设置损失函数 $\lambda_{PP} = 0, \lambda_{BP} = 2, \lambda_{NP} = 6, \lambda_{NN} = 0, \lambda_{BN} = 2, \lambda_{PN} = 6$, 根据决策粗糙集阈值公式计算得决策阈值 $\alpha = 0.75, \beta = 0.25$; 邻域粒化半径统一设置为 0.1。

5.2. 对比实验结果与分析

各模型在 3 组数据集上的性能变化趋势一致, 限于篇幅, 表 2 列出 MSRC-v1 数据集上的详细指标结果。

Table 2. Performance comparison of different models on the MSRC-v1 dataset
表 2. 不同模型在 MSRC-v1 数据集上的性能对比

模型	Acc↑	AVG-V↓	DR↓	Loss↓
MV-3WD	0.821	3.00	1.000	1.872
Seq-MV3WD	0.835	2.64	0.583	1.746
R-MVS3WD	0.854	2.21	0.417	1.583
C-MVS3WD	0.862	2.57	0.525	1.517
RC-MVS3WD	0.887	2.09	0.350	1.362

- 结合实验结果可得到如下结论:
- 第一, 本文模型在全部数据集上取得最高决策准确率与最低综合决策损失。相较于无冲突修正的 R-MVS3WD, RC-MVS3WD 准确率平均提升 3.1%, 综合损失平均降低 13.9%, 说明冲突修正机制可有效抑制视图分歧引发的过度确定性误判, 通过向不确定中心收缩融合概率, 降低高冲突样本的决策风险。
- 第二, 可靠性驱动的序贯结构显著降低信息获取成本。本文模型的平均使用视图数与延迟率均为最优, 相较于随机序贯的 C-MVS3WD, 平均视图数减少 18.7%, 表明高可靠视图优先参与决策可使简单样本在早期阶段完成确定判断, 避免不必要的后续视图调用。
- 第三, 传统单阶段 MV-3WD 无延迟决策机制, 必须使用全部视图信息, 信息成本最高且无法缓解视图冲突的负面影响, 整体性能最弱, 验证了序贯三支结构在多视图决策中的必要性。

5.3. 消融实验分析

为进一步验证视图可靠性排序与冲突修正两个核心模块的独立作用, 基于 MSRC-v1 数据集开展消融实验, 结果分析如下:

移除冲突修正模块后, 模型准确率下降 3.3 个百分点, 综合决策损失上升 16.2%。这表明当多视图对同一对象的概率判断存在明显分歧时, 直接基于融合概率决策易产生过度自信的错误判断; 冲突修正机

制通过冲突度动态收缩概率估计,可有效规避此类误判,提升决策稳健性。

移除可靠性排序机制后,模型平均使用视图数上升 23.0%,延迟率上升 50.0%。这表明无差别的视图引入顺序会导致低判别能力视图先参与决策,大量易分类样本无法尽早确定,推高整体信息采集成本;可靠性排序通过优先调用高质量视图,实现了决策效率的显著提升。

两个模块协同作用时,模型在决策精度与信息效率上形成互补增益,进一步验证了本文所提“可靠性-冲突-序贯”统一框架的合理性与必要性。

5.4. 参数敏感性分析

选取三支决策核心阈值 α 与 β 开展参数敏感性分析,固定其中一个阈值,在合理区间内调整另一阈值,观察模型性能指标的变化规律。实验结果表明:

当 α 升高、 β 降低时,边界域范围扩大,模型决策趋于保守,延迟率与平均使用视图数小幅上升,但决策准确率有所提升,综合决策损失下降;当 α 降低、 β 升高时,边界域范围收窄,更多样本在早期阶段完成确定决策,视图使用成本降低,但高冲突样本的误判概率上升,综合决策损失随之增加;

在 $\alpha \in [0.65, 0.85]$ 、 $\beta \in [0.15, 0.35]$ 的区间内,本文模型的四项性能指标均保持平稳变化,未出现性能骤降现象,说明模型具备良好的参数鲁棒性。

5.5. 实验小结

本章通过多数据集对比、消融实验与参数敏感性分析,定量验证了 RC-MVS3WD 模型的有效性与优越性。实验结果表明:视图可靠性排序实现了高效的序贯信息调度,显著降低决策的信息成本;对象级冲突修正机制有效缓解了多视图判断分歧带来的决策风险,提升了决策精度;二者融合的统一框架在决策准确率、信息效率与综合决策损失上均优于对比基线,可为多视图不确定环境下的序贯三支决策提供有效支撑。

6. 结论

本文针对多视图序贯决策中不同视图可靠性存在差异以及跨视图信息可能发生冲突的问题,提出了一种基于视图可靠性与冲突协调的多视图序贯三支决策模型。该模型通过视图可靠性评估确定序贯引入优先级,利用对象级冲突度构造条件概率收缩修正机制,嵌入序贯三支决策流程后实现了确定性对象早决策、边界域对象渐进补全信息。算例分析与多数据集对比实验验证了模型的有效性与优越性,为多视图不确定决策提供了新思路。

本文当前采用全局静态视图可靠性度量,对全部对象统一视图排序与权重,未考虑不同对象在各视图下判别性能的异质性,缺乏面向对象的个性化视图调度机制,是模型存在的主要局限。

SS 未来可从三方面进一步研究:

一是构建对象感知的动态视图可靠性评估框架,为不同对象差异化计算视图可信度,实现自适应视图序贯引入,提升模型个性化适配能力;二是拓展模型至不完备、犹豫模糊等复杂多视图信息环境;三是结合决策成本与多分类任务优化序贯停止规则,拓展真实应用场景。

参考文献

- [1] Inohara, T., Hipel, K.W. and Walker, S. (2007) Conflict Analysis Approaches for Investigating Attitudes and Misperceptions in the War of 1812. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, **16**, 181-201.
<https://doi.org/10.1007/s11518-007-5042-x>
- [2] 贾修一, 商林, 等. 三支决策理论与应用[M]. 南京: 南京大学出版社, 2012.

- [3] Yi, H., Zhang, H., Li, X. and Yang, Y. (2021) Three-Way Conflict Analysis Based on Hesitant Fuzzy Information Systems. *International Journal of Approximate Reasoning*, **139**, 12-27. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2021.09.002>
- [4] Feng, X., Yang, H. and Guo, Z. (2023) Three-Way Conflict Analysis in Dual Hesitant Fuzzy Situation Tables. *International Journal of Approximate Reasoning*, **154**, 109-132. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2022.12.012>
- [5] Yao, Y. (2013) Granular Computing and Sequential Three-Way Decisions. In: Lingras, P., Wolski, M., Cornelis, C., Mitra, S. and Wasilewski, P., Eds., *Rough Sets and Knowledge Technology*, Springer, 16-27. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41299-8_3
- [6] Yang, X., Li, Y. and Li, T. (2023) A Review of Sequential Three-Way Decision and Multi-Granularity Learning. *International Journal of Approximate Reasoning*, **152**, 414-433. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2022.11.007>
- [7] Kahneman, D. and Tversky, A. (1979) Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, **47**, 263-291. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- [8] Tversky, A. and Kahneman, D. (1992) Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, **5**, 297-323. <https://doi.org/10.1007/bf00122574>
- [9] Bell, D.E. (1982) Regret in Decision Making under Uncertainty. *Operations Research*, **30**, 961-981. <https://doi.org/10.1287/opre.30.5.961>
- [10] Loomes, G. and Sugden, R. (1982) Regret Theory: An Alternative Theory of Rational Choice under Uncertainty. *The Economic Journal*, **92**, 805-824. <https://doi.org/10.2307/2232669>
- [11] Wang, T., Zhang, L., Huang, B. and Zhou, X. (2022) Three-Way Conflict Analysis Based on Interval-Valued Pythagorean Fuzzy Sets and Prospect Theory. *Artificial Intelligence Review*, **56**, 6061-6099. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10327-w>
- [12] Mandal, P., Samanta, S., Pal, M. and Ranadive, A.S. (2023) Regret Theory Based Three-Way Conflict Analysis Model under Q-Rung Orthopair Fuzzy Information: Studies with Parameter and Three-Way Decision-Making-Based Approaches. *Artificial Intelligence Review*, **56**, 3417-3469. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10607-z>
- [13] Torra, V. (2010) Hesitant Fuzzy Sets. *International Journal of Intelligent Systems*, **25**, 529-539. <https://doi.org/10.1002/int.20418>
- [14] Nie, F., Cai, G. and Li, X. (2017) Multi-View Clustering and Semi-Supervised Classification with Adaptive Neighbours. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, **31**, 2408-2414. <https://doi.org/10.1609/aaai.v31i1.10909>
- [15] Li, F.F., Andreetto, M., Ranzato, M.A., et al. (2003) Caltech-101 Object Categories Dataset. <https://data.caltech.edu/records/mzrjq-6wc02>
- [16] Blum, A. and Mitchell, T. (1998) Combining Labeled and Unlabeled Data with Co-Training. *Proceedings of the Eleventh Annual Conference on Computational Learning Theory*, Madison, 24-26 July 1998, 92-100. <https://doi.org/10.1145/279943.279962>