

基于直觉模糊集的三支决策模型

薛占熬 朱泰隆 薛天宇 刘杰 王楠

(河南师范大学计算机与信息工程学院 新乡 453007)

(“智慧商务与物联网技术”河南省工程实验室 新乡 453007)

摘要 三支决策理论是处理不确定决策问题的重要理论基础,近年来其已成为国内外学者的研究热点。在决策粗糙集、三支决策和直觉模糊集理论的基础上,对基于直觉模糊集的三支决策的模型进行深入研究,提出了三支决策的两描述模型、三描述模型,然后将其拓展为一般模型。该一般模型使用犹豫度重新设计了阈值参数,通过隶属度函数对事件对象进行评估,最后用淮河表层沉积物中有机氯农药污染情况的真实例子来验证该模型的有效性。

关键词 三支决策,直觉模糊集,决策,隶属度,犹豫度

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.6.056

Model of Three-way Decision Theory Based on Intuitionistic Fuzzy Sets

XUE Zhan-ao ZHU Tai-long XUE Tian-yu LIU Jie WANG Nan

(College of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

(Engineering Lab of Henan Province for Intelligence Business & Internet of Things, Xinxiang 453007, China)

Abstract Three-way decision theory is an important theoretical underpinning in dealing with uncertain decision problems. In recent years, the study of three-way decision theory has been one of the research hotspots for scholars both at home and abroad. The model of three-way decision theory was studied based on decision theoretic rough sets and intuitionistic fuzzy set theory. The 2-state model and 3-state model were constructed based on intuitionistic fuzzy set theory, and they were extended to the general model. The threshold value was reset with the hesitancy and the event objects were assessed through the membership functions. Finally, the validity of the method is demonstrated by a case study of organochlorine insecticides contamination in sediments and the physicochemical characteristics of sediments of Huaihe River.

Keywords Three-way decision, Intuitionistic fuzzy set, Decision, Membership, Hesitancy

1 引言

自加拿大 Regina 大学的 Yao^[1,2]通过整合决策粗糙集以及其他学科知识提出三支决策(Three-way Decision)理论以来,其相关研究已经引起了国内外诸多学者的关注。该理论通过决策者掌握的条件和信息,将事件对象分为能够立即做出决策类(接收决策的或拒绝决策的)和不能立即做出决策类(延迟决策的)。文献[2,3]中讨论了 Pawlak 粗糙集与二支决策和三支决策的关系;Liang 等^[4]提出了采用团体决策辅助语言评价基于决策粗糙集的三支决策,将三支决策理论应用到定性的环境;Liu 等^[5]从 Bayes 理论出发,在期望风险最小决策的语义下,给出了决策粗糙集基本模型的构建过程,提出了一种利用决策粗糙集三支决策理论解决实际问题的方法;Deng 等^[6-8]提出了基于三支决策理论的自适应粗糙集方法和基于信息熵的三支决策阈值计算方法,并通过三值模糊

近似计算和最小化决策成本,提出了一种决策理论阈值的计算方法;Yu 等^[9]提出了一种基于三支决策的增量学习方法;Jia 等^[10,11]提出了一种在三支决策粗糙集中自适应学习参数的算法,该算法在构建决策风险最优化问题的基础上,高效地学习出合适有效的阈值;Huang 等^[12]基于 3 支决策理论建立了客户细分模型,并给出了该模型的阈值计算方法和应用的步骤;Chen 等^[13]提出了一种以三支决策风险损失函数为模型、网格搜索为手段求三支决策最优阈值的新算法。而目前三支决策的研究仍然集中在决策粗糙集的框架内,其理论优势没有完全得以体现。

直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Sets)是 Atanassov^[14]通过隶属度、非隶属度和犹豫度 3 个参数来描述模糊的概念,在决策、近似推理等领域得到了广泛应用。李晓漫、雷英杰基于直觉模糊集和数值拟合技术,考虑其隶属度与非隶属度两个因素,提出了一种直觉模糊集的近似推理算法^[15]。路艳丽、

到稿日期:2015-05-13 返修日期:2015-08-03 本文受国家自然科学基金计划项目(61273018),河南省基础与前沿技术研究计划项目(132300410174),河南省教育厅计划项目(14A520082),新乡市重点科技攻关计划项目(ZG14020)资助。

薛占熬(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为人工智能基础理论,E-mail:xuezhanao@163.com;朱泰隆(1990—),男,硕士生,主要研究方向为博弈论、决策论和粗糙集理论;薛天宇(1991—),男,硕士生,主要研究方向为代数和机器学习;刘杰(1989—),女,硕士生,主要研究方向为决策理论和模糊粗糙集理论;王楠(1989—),男,硕士生,主要研究方向为决策理论和模糊粗糙集理论。

雷英杰等人基于直觉模糊集的相异度和相似度研究了直觉模糊相似关系的构造^[16]。徐泽水对区间直觉模糊信息的集成方法以及在决策中的应用进行了详细的研讨^[17]。昌燕等人构建了基于直觉模糊集合最优推荐的信任评价模型^[18]。张滢、杨任农等人研究了直觉模糊 Petri 网的空战战术决策^[19]。将直觉模糊集的相关研究应用到三支决策理论中,可以使其模型具备处理模糊决策问题的能力,增加了处理不确定决策问题的灵活性。

本文在三支决策理论和直觉模糊集的基础上,分别考虑隶属描述、非隶属描述和犹豫度描述,提出了基于直觉模糊集三支决策理论的两描述决策模型、三描述决策模型,并在两种模型的基础上提出了基于直觉模糊集的三支决策理论一般描述模型,最后通过实例阐明该一般描述模型的有效性。本研究为三支决策提供了一种新的理论基础和方法。

2 基本概念

2.1 基于决策粗糙集的三支决策模型

定义 1^[1] 设 U 表示论域,为一有限非空集合, $R \subseteq U \times U$ 为论域 U 上的等价关系。 $apr = (U, R)$ 也称为近似空间,而等价关系 R 可形成对论域 U 上的一个划分,记为 U/R 。设 X 为论域 U 的子集,即 $X \subseteq U$,则 X 的下近似集 $\underline{apr}(X)$ 与上近似集 $\overline{apr}(X)$ 可以定义为:

$$\underline{apr}(X) = \{x \in U | [x]_R \subseteq X\}$$

$$\overline{apr}(X) = \{x \in U | [x]_R \cap X \neq \emptyset\}$$

其中, $[x]_R$ 表示对象 x 在等价关系 R 下的等价类。为简便起见, $[x]_R$ 直接由 $[x]$ 表示。

根据子集的上下近似集定义,可把整个论域 U 划分为互不相交的 3 个区域:正域 $POS(X)$ 、边界域 $BND(X)$ 和负域 $NEG(X)$,分别定义为:

$$POS(X) = \underline{apr}(X) = \{x \in U | [x] \subseteq X\}$$

$$BND(X) = \overline{apr}(X) - \underline{apr}(X) = \{x \in U | ([x] \cap X \neq \emptyset) \wedge ([x] \not\subseteq X)\}$$

$$NEG(X) = U - \overline{apr}(X) = \{x \in U | [x] \cap X = \emptyset\}$$

Pawlak 和 Skowron 建议采用粗糙集隶属函数来重新定义上下近似集,定义如下。

定义 2^[1] 假设 $S = (U, A, V, f)$ 是一个信息表, $\forall x \in U, X \subseteq U$,粗糙集隶属度 μ_A ,可以定义为:

$$\mu_A(x) = P(X | [x]) = \frac{|X \cap [x]|}{|[x]|}$$

其中, $P(X | [x])$ 表示分类的条件概率。

决策粗糙集通过引入一对阈值 α 和 β 来定义正域、负域和边界域中的对象,最终通过 3 个区域区分属于 X 的对象、不属于 X 的对象和不确定是否属于 X 的对象。设 $0 \leq \beta < \alpha \leq 1$,则 (α, β) -正域、边界域和负域可定义为:

$$POS_{(\alpha, \beta)}(X) = \{x \in U | P(X | [x]) \geq \alpha\}$$

$$BND_{(\alpha, \beta)}(X) = \{x \in U | \beta < P(X | [x]) < \alpha\}$$

$$NEG_{(\alpha, \beta)}(X) = \{x \in U | P(X | [x]) \leq \beta\}$$

2.2 直觉模糊集

定义 3^[14] 设 U 是一个非空论域,则称 $A = \{\langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in U\}$ 为论域 U 中的直觉模糊集,其中 $\mu_A(x)$ 和 $\nu_A(x)$ 分别代表元素 x 对 A 的隶属度和非隶属度,即 $\mu_A(x)$ 和 $\nu_A(x): U \rightarrow [0, 1]$,且对于 A 上的任意 $x \in U$,有 $0 \leq \mu_A(x) +$

$\nu_A(x) \leq 1$ 。设 $\pi_A(x)$ 为元素 x 对 A 的犹豫度,有 $\pi_A(x): U \rightarrow [0, 1]$, $\pi_A(x) = 1 - (\mu_A(x) + \nu_A(x))$ 。

定义 4^[14] 设 $A = \{\langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in U\}$ 和 $B = \{\langle x, \mu_B(x), \nu_B(x) \rangle | x \in U\}$ 是两个直觉模糊集合,则它们的等价关系和包含关系定义如下:

- (1) $A = B$ 当且仅当 $\forall x \in U, \mu_A(x) = \mu_B(x), \nu_A(x) = \nu_B(x)$;
 - (2) $A \subseteq B$ 当且仅当 $\forall x \in U, \mu_A(x) \leq \mu_B(x), \nu_B(x) \geq \nu_A(x)$;
- 其中直觉模糊集的全集和空集定义分别为:

$$U = 1_U = (\overset{\wedge}{1}, 0) = \{\langle x, 1, 0 \rangle | x \in U\}$$

$$\emptyset = 0_U = (\overset{\wedge}{0}, 1) = \{\langle x, 0, 1 \rangle | x \in U\}$$

3 基于直觉模糊集的两描述三支决策模型

在直觉模糊集 U 中,每个事件对象 x 是通过隶属度和非隶属度来进行描述的,这样既给出了支持 $x \in U$ 的证据程度,也给出了支持 $x \notin U$ 的证据程度。当决策所需的条件不完整或信息不确定时,决策者无法准确地对事件对象进行决策,只能通过其评价函数来进行评估。

设事件对象组成的集合为 U , x 为 U 中的任一事件对象,有 $x \in U$, x 有两种决策状态描述:隶属描述 P 与非隶属描述 N ,据此将论域 U 划分为隶属描述集与非隶属描述集两部分,分别表示为 L 和 $L^c, U = L \cup L^c$ 。由于决策所需的条件不完整或信息不确定,因此决策者需要通过隶属函数和非隶属函数组成的评价函数对 x 的描述进行评估,这里仍然使用基于决策粗糙集三支决策模型的两描述问题决策代价矩阵^[2],如表 1 所列。

表 1 两描述决策问题代价矩阵

决策动作	实体的客观描述	
	隶属描述: P_2	非隶属描述: N_2
接受事件对象: ω_P	θ_{PP}	θ_{PN}
拒绝事件对象: ω_N	θ_{NP}	θ_{NN}
不承诺或延迟决策事件对象: ω_B	θ_{BP}	θ_{BN}

设评估函数为 $F_2(\omega_r | x)$, ω_r 表示对事件对象 x 的决策动作, $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 分别代表将一个对象划分到正域 $POS(X)$ 、负域 $NEG(X)$ 和边界域 $BND(X)$ 中的决策动作,正域表示 x 属于 L 即接受事件对象,负域表示 x 不属于 L 即拒绝事件对象,边界域表示不确定 x 是否属于 L 即不承诺或延迟决策事件对象。 $\mu(x)$ 和 $\nu(x)$ 分别表示事件对象 x 的隶属度和非隶属度,当 x 属于 L 时,分别采取 $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 时的评估函数代价为 $\theta_{PP}, \theta_{NP}, \theta_{BP}$;反之,当 x 不属于 L 时,分别采取 $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 时的评估函数代价为 $\theta_{PN}, \theta_{NN}, \theta_{BN}$ 。考虑评估函数的实际意义,一种合理的假设为 $0 \leq \theta_{PP} \leq \theta_{BP} \leq \theta_{NP}, 0 \leq \theta_{NN} \leq \theta_{BN} \leq \theta_{PN}$,其解释为:对于论域 U 中的一个事件对象 x ,如果 x 实际属于 L ,将其划为正域所带来的风险要小于或等于将其划分到边界域带来的风险,这两者的风险都小于将其划分到负域所带来的风险。同理,如果 x 实际不属于 L ,将其划分到负域所带来的风险要小于或等于将其划分到边界域带来的风险,该假设是符合实际意义的。

根据定义 3 有 $0 \leq \mu(x) + \nu(x) \leq 1$,对于表 1 中的 3 种决策动作,分别得到相应的决策风险评估,其中评估函数 $F_2(\omega_r | x)$ 定义为决策动作 ω 的风险的数学期望。

接受事件对象的风险:

$$F_2(P | x) = \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot \nu(x)$$

拒绝事件对象的风险:

$$F_2(N|x) = \theta_{NP} \cdot \mu(x) + \theta_{NN} \cdot v(x)$$

延迟决策事件对象的风险:

$$F_2(B|x) = \theta_{BP} \cdot \mu(x) + \theta_{BN} \cdot v(x)$$

决策者对事件对象进行决策风险评估时,总是会选择风险最小的决策动作,因此得到3条决策规则。

接受决策规则(P_2):

当 $F_2(P|x) \leq F_2(N|x)$ 和 $F_2(P|x) \leq F_2(B|x)$ 成立时, $x \in POS(X)$, 决策者选择接受事件对象;

拒绝决策规则(N_2):

当 $F_2(N|x) \leq F_2(P|x)$ 和 $F_2(N|x) \leq F_2(B|x)$ 成立时, $x \in NEG(X)$, 决策者选择拒绝事件对象;

延迟决策规则(B_2):

当 $F_2(B|x) \leq F_2(P|x)$ 和 $F_2(B|x) \leq F_2(N|x)$ 成立时, $x \in BND(X)$, 决策者选择延迟决策事件对象。

这里仅对接受规则(P)进行计算,另外两种规则可作类似计算:

$$\begin{cases} 0 \leq v(x) + \mu(x) \leq 1 \\ F_2(P|x) \leq F_2(N|x) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 0 \leq v(x) \leq 1 - \mu(x) \\ \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x) \leq \theta_{NP} \cdot \mu(x) + \theta_{NN} \cdot v(x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{NN} - \theta_{PN}) \cdot v(x)$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{NN} - \theta_{PN}) \cdot (1 - \mu(x))$$

$$\Rightarrow \mu(x) \leq \frac{(\theta_{NN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}$$

$$\begin{cases} 0 \leq v(x) + \mu(x) \leq 1 \\ F_2(P|x) \leq F_2(B|x) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 0 \leq v(x) \leq 1 - \mu(x) \\ \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x) \leq \theta_{BP} \cdot \mu(x) + \theta_{BN} \cdot v(x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{BP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{BN} - \theta_{PN}) \cdot v(x)$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{BP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{BN} - \theta_{PN}) \cdot (1 - \mu(x))$$

$$\Rightarrow \mu(x) \leq \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{BP}) + (\theta_{PN} - \theta_{BN})}$$

同理可分别计算3条决策规则的条件:

接受决策规则(P_2):

$$F_2(P|x) \leq F_2(N|x) \wedge F_2(P|x) \leq F_2(B|x) \Rightarrow$$

$$\left(\mu(x) \leq \frac{(\theta_{NN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})} \right) \wedge$$

$$\left(\mu(x) \leq \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{BP}) + (\theta_{PN} - \theta_{BN})} \right)$$

拒绝决策规则(N_2):

$$F_2(N|x) \leq F_2(P|x) \wedge F_2(N|x) \leq F_2(B|x) \Rightarrow$$

$$\left(\mu(x) < \frac{(\theta_{PN} - \theta_{NN})}{(\theta_{NP} - \theta_{PP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})} \right) \wedge$$

$$\left(\mu(x) < \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{NP} - \theta_{BP}) + (\theta_{BN} - \theta_{NN})} \right)$$

延迟决策规则(B_2):

$$F_2(B|x) \leq F_2(P|x) \wedge F_2(B|x) \leq F_2(N|x) \Rightarrow$$

$$\left(\mu(x) > \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PN} - \theta_{BN}) + (\theta_{BP} - \theta_{PP})} \right) \wedge$$

$$\left(\mu(x) \geq \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{BN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{BP})} \right)$$

令

$$\alpha = \frac{(\theta_{PN} - \theta_{BN})}{(\theta_{PN} - \theta_{BN}) + (\theta_{BP} - \theta_{PP})}$$

$$\beta = \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{BN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{BP})}$$

$$\gamma = \frac{(\theta_{PN} - \theta_{NN})}{(\theta_{PN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{PP})}$$

根据评估风险大小关系的假设,由拒绝决策规则(B_2)可知

$$a > \beta, \text{ 则 } \frac{\theta_{BP} - \theta_{PP}}{\theta_{PN} - \theta_{BN}} < \frac{\theta_{NP} - \theta_{BP}}{\theta_{BN} - \theta_{NN}}$$

$$\text{此外,由不等式 } \frac{b}{a} > \frac{d}{c} \Rightarrow \frac{b}{a} > \frac{b+d}{a+c} > \frac{d}{c} (a, b, c, d > 0),$$

$$\text{则有 } \frac{\theta_{BP} - \theta_{PP}}{\theta_{PN} - \theta_{BN}} < \frac{\theta_{NP} - \theta_{PP}}{\theta_{PN} - \theta_{NN}} < \frac{\theta_{NP} - \theta_{BP}}{\theta_{BN} - \theta_{NN}}$$

因而,有 $0 \leq \beta < \gamma < a \leq 1$ 。这样,接受决策规则(P_2)、延迟决策规则(B_2)、拒绝决策规则(N_2)可重写为:

接受决策规则(P_2^*):

若 $\mu(x) \geq a$, 则 $x \in POS(X)$, 决策者选择接受事件对象;

延迟决策规则(B_2^*):

若 $a < \mu(x) < \beta$, 则 $x \in BND(X)$, 决策者选择延迟决策事件对象;

拒绝决策规则(N_2^*):

若 $\mu(x) \leq \beta$, 则 $x \in NEG(X)$, 决策者选择拒绝事件对象。

设函数 $T_2(x)$ 为两描述下决策者的决策动作,通过阈值对 (α, β) 得到了基于直觉模糊集的两描述(隶属描述与非隶属描述)三支决策模型(以下简称两描述模型):

$$T_2(x) = \begin{cases} \omega_p, & \mu(x) \geq a \\ \omega_B, & a < \mu(x) < \beta \\ \omega_N, & \mu(x) \leq \beta \end{cases}$$

这表示决策者的决策动作由对象事件 x 的隶属函数值 $\mu(x)$ 以及阈值对 (α, β) 决定。

4 基于直觉模糊集的两描述三支决策模型

直觉模糊集除了隶属度和非隶属度外,还有一个重要的参数——犹豫度。由定义3可知,犹豫度通过隶属度和非隶属度计算得出,但因为事件对象的隶属描述、非隶属描述和犹豫描述的选择代价不同,所以相比于两描述(隶属描述、非隶属描述)模型,在其基础上加入犹豫描述能提高两描述模型的精度,这就需要构造基于直觉模糊集的两描述(隶属描述、非隶属描述和犹豫描述)三支决策模型(以下简称三支决策模型)。此时直觉模糊集中的每个事件对象是通过隶属度、非隶属度和犹豫度3个参数来进行描述的,每个事件对象有3种决策分类描述,即隶属描述、非隶属描述和犹豫描述。

仍然设对象事件 x 组成的集合为 U , x 为 U 中的任一事件对象,有 $x \in U$, 则对于 x 有3种决策分类描述:隶属描述、非隶属描述和犹豫描述,据此将论域 U 划分为3部分,即隶属描述集、非隶属描述集和犹豫描述集,分别表示为 L 、 L^* 和 L^{Δ} , $U = L \cup L^* \cup L^{\Delta}$ 。由于决策所需的条件不完整或信息不确定,决策者无法准确地给出事件对象 x 的决策分类,因此需要通过隶属函数、非隶属函数和犹豫函数组成的评价函数对 x 的描述进行评估,其代价矩阵如表2所列。

表2 两描述决策问题代价矩阵

决策动作	实体的客观描述		
	隶属描述: P_3	非隶属描述: N_3	犹豫描述: B_3
接受事件对象 ω_p	θ_{PP}	θ_{PN}	θ_{PB}
拒绝事件对象 ω_N	θ_{NP}	θ_{NN}	θ_{NB}
延迟决策事件对象 ω_B	θ_{BP}	θ_{BN}	θ_{BB}

设评估函数为 $F_3(\omega_r | x)$, ω_r 表示对事件对象 x 的决策动作, $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 分别代表将一个对象划分到正域 $POS(X)$ 、负域 $NEG(X)$ 和边界域 $BND(X)$ 中的决策动作, 正域表示 x 属于 L 即接受事件对象, 负域表示 x 不属于 L 即拒绝事件对象, 边界域表示不确定 x 是否属于 L 即不承诺或延迟决策事件对象, $\mu(x)$ 和 $v(x)$ 分别表示事件对象的隶属度和非隶属度, $\pi(x)$ 表示事件对象的犹豫度。当 x 属于 L 时, 分别采取 $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 时的评估函数代价为 $\theta_{PP}, \theta_{NP}, \theta_{BP}$; 当 x 属于 L^* 时, 分别采取 $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 的评估函数代价为 $\theta_{PN}, \theta_{NN}, \theta_{BN}$, 当 x 属于 $L^{\bar{3}}$ 时, 分别采取 $\omega_P, \omega_N, \omega_B$ 的评估函数代价为 $\theta_{PB}, \theta_{NB}, \theta_{BB}$ 。考虑评估函数的实际意义, 一种合理的假设为 $0 \leq \theta_{PP} \leq \theta_{BP} \leq \theta_{NP}$, $0 \leq \theta_{NN} \leq \theta_{BN} \leq \theta_{PN}$, $0 \leq \theta_{BB} \leq \theta_{NB}$, $0 \leq \theta_{BB} \leq \theta_{PB}$ 。其解释为: 对于论域 U 中的一个事件对象 x , 如果 x 实际属于 L , 将其划分到正域所带来的风险要小于或等于将其划分到边界域带来的风险, 这两者的风险都小于将其划分到负域所带来的风险; 如果 x 实际属于 L^* , 将其划分到负域所带来的风险要小于或等于将其划分到边界域带来的风险, 这两者的风险都小于将其划分到正域所带来的风险; 如果 x 实际属于 $L^{\bar{3}}$, 将其划分到边界域所带来的风险要小于或等于将其划分到正域或者负域带来的风险。该假设是符合实际意义的。

根据定义 3 有 $\pi(x) = 1 - (\mu(x) + v(x))$ 。对于表 2 中的 3 种决策动作, 分别得到相应的决策风险评估, 其中评估函数 $F_3(\omega_r | x)$ 定义为决策动作 ω 的风险的数学期望。

接受事件对象的风险:

$$F_3(P|x) = \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x) + \theta_{PB} \cdot \pi(x)$$

拒绝事件对象的风险:

$$F_3(N|x) = \theta_{NP} \cdot \mu(x) + \theta_{NN} \cdot v(x) + \theta_{NB} \cdot \pi(x)$$

延迟决策事件对象的风险:

$$F_3(B|x) = \theta_{BP} \cdot \mu(x) + \theta_{BN} \cdot v(x) + \theta_{BB} \cdot \pi(x)$$

决策者对事件对象进行决策风险评估时, 总是会选择风险最小的决策动作, 因此得到 3 条决策规则如下。

接受决策规则(P_3):

当 $F_3(P|x) \leq F_3(N|x)$ 和 $F_3(P|x) \leq F_3(B|x)$ 成立时, $x \in POS(X)$, 决策者选择接受事件对象;

拒绝决策规则(N_3):

当 $F_3(N|x) \leq F_3(P|x)$ 和 $F_3(N|x) \leq F_3(B|x)$ 成立时, $x \in NEG(X)$, 决策者选择拒绝事件对象;

延迟决策规则(B_3):

当 $F_3(B|x) \leq F_3(P|x)$ 和 $F_3(B|x) \leq F_3(N|x)$ 成立时, $x \in BND(X)$, 决策者选择延迟决策事件对象。

分别计算每一条决策规则, 这里仅对接受规则(P)进行计算, 其余两条规则可类似地计算。

$$\begin{cases} \mu(x) + v(x) + \pi(x) = 1 \\ F_3(P|x) \leq F_3(N|x) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \pi(x) = 1 - (\mu(x) + v(x)) \\ \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x) + \theta_{PB} \cdot \pi(x) \leq \\ \theta_{NP} \cdot \mu(x) + \theta_{NN} \cdot v(x) + \theta_{NB} \cdot \pi(x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) + (\theta_{PN} - \theta_{NN}) \cdot v(x) \leq (\theta_{NP} - \theta_{PB}) \cdot \pi(x)$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) + (\theta_{PN} - \theta_{NN}) \cdot v(x) \leq (\theta_{NP} - \theta_{PB}) \cdot [1 - (\mu(x) + v(x))]$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) + (\theta_{PN} - \theta_{NN}) \cdot v(x) \leq (\theta_{NP} -$$

$$\theta_{PB}) - (\theta_{NP} - \theta_{PB}) \cdot \mu(x) - (\theta_{NP} - \theta_{PB}) \cdot v(x)$$

$$\Rightarrow [(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{NP} - \theta_{PB}) + (\theta_{NN} - \theta_{PN}) + (\theta_{PB} - \theta_{NP})] \cdot \mu(x) \leq (\theta_{NN} - \theta_{PN}) + (\theta_{PB} - \theta_{NP}) + (\theta_{NP} - \theta_{PB})$$

$$\Rightarrow \mu(x) \leq \frac{(\theta_{NN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}$$

通过计算得到 3 条决策规则。

接受决策规则(P_3):

$$F_3(P|x) \leq F_3(N|x) \wedge F_3(P|x) \leq F_3(B|x)$$

$$\Rightarrow (\mu(x) \leq \frac{(\theta_{NN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}) \wedge$$

$$(\mu(x) \leq \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{BP}) + (\theta_{PN} - \theta_{BN})})$$

拒绝决策规则(N_3):

$$F_3(N|x) \leq F_3(P|x) \wedge F_3(N|x) \leq F_3(B|x)$$

$$\Rightarrow (\mu(x) < \frac{(\theta_{PN} - \theta_{NN})}{(\theta_{NP} - \theta_{PP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}) \wedge$$

$$(\mu(x) < \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{NP} - \theta_{BP}) + (\theta_{BN} - \theta_{NN})})$$

延迟决策规则(B_3):

$$F_3(B|x) \leq F_3(P|x) \wedge F_3(B|x) \leq F_3(N|x)$$

$$\Leftrightarrow (\mu(x) > \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PN} - \theta_{BN}) + (\theta_{BP} - \theta_{PP})}) \wedge$$

$$(\mu(x) \geq \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{BN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{BP})})$$

对比两描述模型可以发现, 犹豫描述的评估函数在计算中被消元了, 于是得到的三描述模型与两描述模型具有相同的参数, 决策者的决策动作由事件对象 x 的隶属函数值 $\mu(x)$ 以及阈值对 (α, β) 决定。

5 基于直觉模糊集的三支决策一般描述模型

在三描述模型构建中发现, 犹豫代价评估函数在计算中被消元, 无法直接利用其构造三支决策评价模型, 因此将犹豫度作为隶属度和非隶属度的一个独立纠偏参数, 建立基于直觉模糊集的三支决策一般描述模型。此时, 不需要考虑犹豫描述和犹豫代价评估函数, 因此仍然采用两描述模型的决策问题代价评估模式, 详见本文第 3 节。设 ϵ 为事件对象 x 的犹豫度, $\mu(x)$ 和 $v(x)$ 分别表示事件对象的隶属度和非隶属度, 则有 $\mu(x) + v(x) + \epsilon = 1$ 。设评估函数为 $F(\omega | x)$, 对于表 1 中的 3 种决策动作, 分别得到相应的决策风险评估, 其中评估函数 $F(\omega_r | x)$ 定义为决策动作 ω 的风险的数学期望。

接受事件对象的风险:

$$F(P|x) = \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x)$$

拒绝事件对象的风险:

$$F(N|x) = \theta_{NP} \cdot \mu(x) + \theta_{NN} \cdot v(x)$$

延迟决策事件对象的风险:

$$F(B|x) = \theta_{BP} \cdot \mu(x) + \theta_{BN} \cdot v(x)$$

决策者对事件对象进行决策风险评估时, 总是会选择风险最小的决策动作, 因此得到 3 条决策规则。

接受决策规则(P):

当 $F(P|x) \leq F(N|x) \wedge F(P|x) \leq F(B|x)$ 时, $x \in POS(X)$, 决策者选择接受事件对象。

拒绝决策规则(N):

当 $F(N|x) \leq F(P|x) \wedge F(N|x) \leq F(B|x)$ 时, $x \in NEG(X)$, 决策者选择拒绝事件对象。

延迟决策规则(B):

当 $F(B|x) \leq F(P|x) \wedge F(B|x) \leq F(N|x)$ 时, $x \in BND(X)$, 决策者选择延迟决策事件对象。

这里只计算接受规则(P), 其它可类似计算。

$$\begin{cases} \mu(x) + v(x) + \epsilon = 1 \\ F(P|x) \leq F(N|x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \mu(x) + v(x) = 1 - \epsilon \\ \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x) \leq \theta_{NP} \cdot \mu(x) + \theta_{NN} \cdot v(x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{NN} - \theta_{PN}) \cdot v(x)$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{NP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{NN} - \theta_{PN}) \cdot ((1 - \epsilon) - \mu(x))$$

$$\Rightarrow \mu(x) \leq (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{NN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}$$

$$\begin{cases} \mu(x) + v(x) + \epsilon = 1 \\ F(P|x) \leq F(B|x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \mu(x) + v(x) = 1 - \epsilon \\ \theta_{PP} \cdot \mu(x) + \theta_{PN} \cdot v(x) \leq \theta_{BP} \cdot \mu(x) + \theta_{BN} \cdot v(x) \end{cases}$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{BP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{BN} - \theta_{PN}) \cdot v(x)$$

$$\Rightarrow (\theta_{PP} - \theta_{BP}) \cdot \mu(x) \leq (\theta_{BN} - \theta_{PN}) \cdot ((1 - \epsilon) - \mu(x))$$

$$\Rightarrow \mu(x) \leq (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{BP}) + (\theta_{PN} - \theta_{BN})}$$

同理可计算如下决策规则。

接受决策规则(P):

$$F(P|x) \leq F(N|x) \wedge F(P|x) \leq F(B|x)$$

$$\Leftrightarrow (\mu(x) \leq (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{NN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{NP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}) \wedge$$

$$(\mu(x) \leq (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PP} - \theta_{BP}) + (\theta_{PN} - \theta_{BN})})$$

拒绝决策规则(N):

$$F(N|x) \leq F(P|x) \wedge F(N|x) \leq F(B|x)$$

$$\Leftrightarrow (\mu(x) < (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{PN} - \theta_{NN})}{(\theta_{NP} - \theta_{PP}) + (\theta_{PN} - \theta_{NN})}) \wedge$$

$$(\mu(x) < (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{NP} - \theta_{BP}) + (\theta_{BN} - \theta_{NN})})$$

延迟决策规则(B):

$$F(B|x) \leq F(P|x) \wedge F(B|x) \leq F(N|x)$$

$$\Leftrightarrow (\mu(x) > (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{BN} - \theta_{PN})}{(\theta_{PN} - \theta_{BN}) + (\theta_{BP} - \theta_{PP})}) \wedge$$

$$(\mu(x) \geq (1 - \epsilon) \cdot \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{BN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{BP})})$$

令

$$\alpha = \frac{(\theta_{PN} - \theta_{BN})}{(\theta_{PN} - \theta_{BN}) + (\theta_{BP} - \theta_{PP})}$$

$$R = \begin{bmatrix} (0.5, 0.2) & (0.6, 0.2) & (0.3, 0.6) & (0.8, 0.1) & (0.7, 0.2) & (0.5, 0.3) & (0.6, 0.3) \\ (0.6, 0.3) & (0.7, 0.2) & (0.3, 0.6) & (0.9, 0.1) & (0.7, 0.2) & (0.4, 0.3) & (0.7, 0.2) \end{bmatrix}$$

以第一组向量(0.5, 0.2)为例, 0.5代表第一个采样点水样品对第一个污染物污染情况的隶属度, 0.2代表第一个采样点水样品对第一个污染物污染情况的非隶属度, 以此类推。通过专家打分, 确定相关影响因子的权重属性: $Y = ((0.1, 0.25) (0.5, 0.3))$ 。

在矩阵Y中, 每组向量代表对应2个污染物的相对重要程度的模糊集合。如第一组向量(0.1, 0.25)中, 0.1代表第一个污染物影响采样点水样品污染水平对于其他污染物的相对隶属度, 0.25代表第一个污染物影响采样点水样品污染水

$$\beta = \frac{(\theta_{BN} - \theta_{NN})}{(\theta_{BN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{BP})}$$

$$\gamma = \frac{(\theta_{PN} - \theta_{NN})}{(\theta_{PN} - \theta_{NN}) + (\theta_{NP} - \theta_{BP})}$$

根据第3节, 接受决策规则(P)、延迟决策规则(B)、拒绝决策规则(N)可重写为:

接受决策规则(P^r):

若 $\mu(x) \geq (1 - \epsilon) \cdot \alpha$, 则 $x \in POS(X)$, 决策者选择接受事件对象。

延迟决策规则(B^r):

若 $(1 - \epsilon) \cdot \alpha < \mu(x) < (1 - \epsilon) \cdot \beta$, 则 $x \in BND(X)$ 决策者选择延迟决策事件对象。

拒绝决策规则(N^r):

若 $\mu(x) \leq (1 - \epsilon) \cdot \beta$, 则 $x \in NEG(X)$ 决策者选择拒绝事件对象。

通过阈值对(α, β)和事件对象的犹豫度 ϵ 得到了基于直觉模糊集的三支决策一般描述模型: 设函数 $T(x)$ 为决策者的决策动作, $\alpha^e = (1 - \epsilon) \cdot \alpha, \beta^e = (1 - \epsilon) \cdot \beta$, 则

$$T(x) = \begin{cases} \omega_P, & \mu(x) \geq \alpha^e \\ \omega_B, & \alpha^e < \mu(x) < \beta^e \\ \omega_N, & \mu(x) \leq \beta^e \end{cases}$$

这表示决策者的决策动作由对象事件 x 的隶属函数值 $\mu(x)$ 、犹豫度 ϵ 以及阈值对(α, β)共同决定。

6 算例分析

选取淮河表层沉积物中有机氯农药污染情况的实际采样值来进行分析^[20], 影响污染水平的污染物集合(原因集)为 $K, K = \{k_1, k_2, \dots, k_i\}$, 其中 k_i 表示第 i 种污染物, $i = 2$; 采样点集合(判断集)为 $M, M = \{m_1, m_2, \dots, m_j\}$, 其中 m_j 表示第 j 个采集点的水样品, $j = 7$ 。数据如表3所列。

表3 淮河表层沉积物中有机氯农药污染水平的实际采样值

	k_1 : HCH	k_2 : DDT
m_1	3.49	7.87
m_2	4.19	9.15
m_3	1.95	4.07
m_4	6.23	17.04
m_5	4.23	9.19
m_6	3.76	7.68
m_7	3.99	9.10

通过相关专家建议和德尔菲法^[21], 建立原因集和判断集之间的模糊关系 $R(K \rightarrow M) = (u_R(k_i, m_i), v_R(k_i, m_i))$ 。其中, $(u_R(k_i, m_i))$ 指两个集合之间的隶属度函数, $(v_R(k_i, m_i))$ 指两个函数之间的非隶属度函数。

平相对于其他污染物的相对非隶属度, 依此类推。

构造综合直觉模糊集B, 以采样点 m_1 为例, 计算得:

$$\begin{aligned} \mu_B(Y, m_1) &= \vee (\mu_A(Y, k_1) \wedge \mu_R(k_1, m_1)) \\ &= \vee ((0.5, 0.1) \wedge (0.6, 0.5)) \\ &= \vee ((0.1) \wedge (0.5)) = 0.5 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} v_B(Y, m_1) &= \vee (v_A(Y, k_1) \wedge v_R(k_1, m_1)) \\ &= \vee ((0.2, 0.25) \wedge (0.3, 0.3)) \\ &= \vee ((0.2) \wedge (0.3)) = 0.3 \end{aligned}$$

同理计算得综合直觉模糊集B:

$$B = A \cdot R$$

$$= ((0.5, 0.3)(0.5, 0.2)(0.3, 0.3)(0.5, 0.1)(0.5, 0.2)(0.4, 0.3)(0.5, 0.3))$$

则每个直觉模糊数的犹豫度如下： $\epsilon_1 = 0.2, \epsilon_2 = 0.3, \epsilon_3 = 0.4, \epsilon_4 = 0.4, \epsilon_5 = 0.3, \epsilon_6 = 0.3, \epsilon_7 = 0.2$ 。根据相关专家建议，采样点水污染水平的6个评估函数如表4所列。

表4 评估函数

评估函数	λ_{PP}	λ_{BP}	λ_{NP}	λ_{PN}	λ_{BN}	λ_{NN}
函数值	0.18	0.75	1.9	1.8	0.55	0.08

计算可得阈值 $\alpha = 0.599, \beta = 0.290, \epsilon = ((0.2)(0.3)(0.4)(0.4)(0.3)(0.3)(0.2)), \alpha^e = (1-\epsilon) \cdot \alpha, \beta^e = (1-\epsilon) \cdot \beta$, 具体数据如表5所列。

表5 采样点水污染水平的隶属函数值与阈值的比较情况

	隶属函数值		犹豫度		阈值		比较情况
	$\mu(x)$	ϵ	α^e	β^e	α^e	β^e	
m_1	0.5	0.2	0.4792	0.232	$\alpha^e < \mu(x)$		
m_2	0.5	0.3	0.4193	0.203	$\alpha^e < \mu(x)$		
m_3	0.3	0.4	0.3594	0.174	$\beta^e < \mu(x) < \alpha^e$		
m_4	0.5	0.4	0.3594	0.174	$\alpha^e < \mu(x)$		
m_5	0.5	0.3	0.4193	0.203	$\alpha^e < \mu(x)$		
m_6	0.4	0.3	0.4193	0.203	$\beta^e < \mu(x) < \alpha^e$		
m_7	0.5	0.2	0.4792	0.232	$\alpha^e < \mu(x)$		

由表5可得采样点水样品 m_1, m_2, m_4, m_5, m_7 为被污染的水样品，其采样点水质需要治理；水样品 m_3, m_6 是否为被污染的水样品需要进一步确定，即延迟决策。决策者据此可以对 m_1, m_2, m_4, m_5, m_7 采样点制定相应的水质污染治理方案以进行水质治理，对 m_3, m_6 采样点继续进行污染物采集以便确认是否为污染的水样品，这样的决策方案使得已被确定污染的采样点能够得到及时的治理，同时避免了对全部采样点继续采集污染物造成的资源浪费。

结束语 本文在基于决策粗糙集的三支决策模型基础上，结合直觉模糊集理论，对三支决策理论的决策模型进行了研究，提出了基于直觉模糊集的三支决策两描述模型、三描述模型和一般模型，以解决在直觉模糊框架下决策者如何合理进行决策的问题，具有较高的实用价值；最后通过淮河表层沉积物中有机氯农药污染情况的例子进行验证，证明了该方法的有效性。

参考文献

[1] Liu D, Li T R, Miao D Q, et al. Three-way decision and granular computing[M]. Beijing: Science Press, 2013(in Chinese)
刘盾, 李天瑞, 苗夺谦, 等. 三支决策与粒计算[M]. 北京: 科学技术出版社, 2013

[2] Liu D, Yao Y Y, Li T R. Three-way decision-theoretic rough sets[J]. Computer Science, 2011, 38(1): 246-250(in Chinese)
刘盾, 姚一豫, 李天瑞. 三支决策粗糙集[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 246-250

[3] Yao Y Y. The superiority of three-way decision in probabilistic rough set models[J]. Information Sciences, 2011, 181: 1080-1096

[4] Liang D C, Witold P, Liu D, et al. Three-way decisions based on decision-theoretic rough sets under linguistic assessment with the aid of group decision making [J]. Applied Soft Computing, 2015(29): 256-269

[5] Liu D, Liang D C. An overview of function based three-way decisions [C]// 2014 International Conference on Rough Sets and Knowledge Technology. Shanghai, China, 2014: 812-823

[6] Deng X F, Yao Y Y. An information-theoretic interpretation of

thresholds in probabilistic rough sets [M]. Rough Sets and Knowledge Technology. Springer, 2011: 457-465

[7] Deng X F, Wang H K, Yao Y Y. Adaptive rough set approximation based on three-way decision[M]// Jia X Y, Shang L, Zhou X Z, et al. Three-way Decision and Application, 2012(in Chinese)
邓晓飞, 王洪凯, 姚一豫. 基于三支决策的自适应粗糙集近似[M]// 贾修一, 商琳, 周献中, 等. 三支决策理论与应用, 南京: 南京大学出版社, 2012

[8] Deng X F, Yao Y Y. Decision-theoretic three-way approximations of fuzzy sets [J]. Information Sciences, 2014(279): 702-715

[9] Yu H, Zhang C, Hu F. Decision-theoretic three-way approximations of fuzzy sets [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014(8536): 152-159

[10] Jia X Y, Shang L. A simulated annealing algorithm for learning thresholds in three-way decision-theoretic rough set model[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(11): 2603-2606 (in Chinese)
贾修一, 商琳. 一种求三支决策阈值的模拟退火算法[J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(11): 2603-2606

[11] Jia X Y, Li W W, Shang L, et al. An adaptive learning parameters algorithm in three-way decision-theoretic rough set model [J]. Chinese Journal of Electronics, 2013, 39(6): 2520-2525 (in Chinese)
贾修一, 李伟漳, 商琳, 等. 一种自适应三支决策中决策阈值的算法[J]. 电子学报, 2013, 39(6): 2520-2525

[12] Huang S L, Wang Q. Method for customer segmentation based on three-way decisions theory[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(1): 244-248(in Chinese)
黄顺亮, 王琦. 基于三支决策的客户细分方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(1): 244-248

[13] Chen G, Liu B Q, Wu Y. New algorithm to get optimal threshold for three-decision-making [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(8): 2212-2215(in Chinese)
陈刚, 刘秉权, 吴岩. 求三支决策最优阈值的新算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2212-2215

[14] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20: 87-96

[15] Li X M, Lei Y J. Approximate reasoning method based on intuitionistic Fuzz[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2008, 9(1): 82-85(in Chinese)
李晓漫, 雷英杰. 基于数值拟合的直觉模糊近似推理方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2008, 9(1): 82-85

[16] Lu Y L, Lei Y J, Li Z Y. Construction of intuitionistic fuzzy similarity relation [J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(2): 311-314(in Chinese)
路艳丽, 雷英杰, 李兆渊. 直觉模糊相似关系的构造方法[J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 311-314

[17] Xu Z S. Methods for aggregating interval-valued intuitionistic fuzzy information and their application to decision making [J]. Control and Decision, 2007, 22(2): 215-219(in Chinese)
徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用 [J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219

[18] Chang Y, Zhang S B. Trust evaluation model based on intuitionistic fuzzy sets and optimal recommendation [J]. Computer Engineering, 2012, 38(5): 142-144(in Chinese)
昌燕, 张仕斌. 基于直觉模糊集合最优推荐的信任评价模型[J]. 计算机工程, 2012, 38(5): 142-144



图5 SILTP算法中背景图像和前景图像



图6 自适应SILTP算法中的背景图像及的前景图像

从上图可以看出,对于背景中存在摇摆的树叶的情况,自适应SILTP算法具有较高的检测效率,拥有较强的学习能力,能够将周期性运动的背景点融入到背景中,误检率最低。

为了能够充分展示自适应SILTP算法的优越性,本文将其与LBP算法、SILTP算法在运动车辆检测中做了比较,并且利用ROC曲线来进行定量评价。以负正类率FPR(False Positive Rate)即背景被检测为车辆的像素点的数目在背景像素点总数目中的比重为 x 轴,以真正类率TPR(True Positive Rate)即正确检测到的车辆像素点数在车辆像素点总数的比重为 y 轴。用 T_p 来表示3种方法所绘制的ROC曲线的阈值,实验结果如图7所示,自适应的SILTP算法要优于另外两种算法。

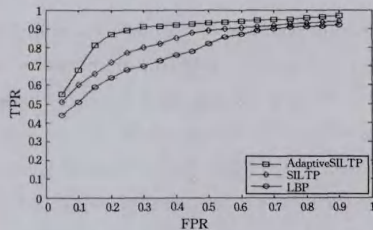


图7 3种算法的检测效率曲线

结束语 本文在分析研究纹理描述算子SILTP的基础上,针对现有的SILTP算子自适应性弱、不能很好处理复杂背景的缺点,提出一种自适应阈值的SILTP算法。该算法利用全局及局部的像素灰度均差来决定自适应阈值大小,能最大限度地去除复杂背景的影响,自适应性强。实验结果显示,该算法在复杂背景下的检测效果优于原SILTP算法,对运动车辆的检查效果较好。

参考文献

[1] Liu H, Hou X. Moving Detection Research of Background Frame Difference Based on Gaussian Model[C]// International Conference on Computer Science and Service System. IEEE, 2012: 258-261

[2] Yan L, Zhi-jian J, Gao J W, et al. Robot fish detection based on a combination method of three-frame-difference and background subtraction[C]// Control and Decision Conference, Chinese. IEEE, 2014: 3905-3909

[3] Hegenbart S, Uhl A. A scale-adaptive extension to methods based on LBP using scale-normalized Laplacian of Gaussian extrema in scale-space[C]// 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2014: 4319-4323

[4] Huang Y, Ou Z, Hsieh H, et al. A rapid texture-based moving object detection method[C]// 2011 8th Asian Control Conference (ASCC). IEEE, 2011: 1205-1209

[5] Qin Y, Tang Y. Dynamic texture recognition based on multiple statistical features with LBP/WLD[C]// 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT). IEEE, 2011: 957-960

[6] Nguyen D T, Ogunbona P, Li W. Human detection with contour-based local motion binary patterns[C]// 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2011: 3609-3612

[7] Liao S, Zhao G, Kellokumpu V, et al. Modeling pixel process with scale invariant local patterns for background subtraction in complex scenes[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 1301-1306

[8] Oualla M, Sadiq A, Mbarki S. A survey of Haar-Like feature representation[C]// 2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS). IEEE, 2014: 1101-1106

[9] Dos Santos V R, Pilla M, Reiser R, et al. Int-Haar: Improving Precision of the Haar Interval Wavelet Extension[C]// 2013 2nd Workshop-School on Theoretical Computer Science (WEIT). IEEE, 2013: 92-96

[10] Yin H, Yang H, Su H, et al. Dynamic background subtraction based on appearance and motion pattern[C]// 2013 IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops (ICMEW). IEEE, 2013: 1-6

[11] Wang H, Sang N, Yan Y. Real-Time Tracking Combined with Object Segmentation[C]// 2014 22nd International Conference on IEEE Pattern Recognition (ICPR). 2014: 4098-4103

[12] Deng G, Guo K. Self-adaptive background modeling research based on change detection and area training[C]// 2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications. 2014: 59-62

[13] Yuan G, Gao Y, Xu D, et al. A Moving Objects Detection Method Based on a Combination of Improved Local Binary Pattern Texture and Hue[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 261-268

(上接第288页)

[19] Zhang Y, Yang R N, Wu M, et al. Air combat tactics decision-making based on intuitionistic fuzzy Petri net[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(30): 224-228 (in Chinese)
张滢, 杨任农, 邹蒙, 等. 直觉模糊 Petri 网的空战战术决策[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(30): 224-228

[20] Sun J H, Feng J L, Liu Q, et al. Distribution and sources of organochlorine pesticides (OCPs) in sediments from upper reach

of Huaihe River, East China [J]. Journal of Hazardous Materials, 2010, 184: 141-146

[21] Li M, He S H, Zhang Z H. Application of intuitive fuzzy multi-attribute decision-making in selection of green agricultural produce suppliers[J]. Logistics Technology, 2014, 33(5): 196-197 (in Chinese)
李梅, 贺世红, 张志宏. 直觉模糊多属性决策方法在绿色农产品供应商选择中的应用[J]. 物流技术, 2014, 33(5): 196-197