Operations Research and Fuzziology 运筹与模糊学, **2021, 11(1), 122-129**
Published Online February 2021 in Hans. http://www.hanspub.org/journal/orf
https://doi.org/10.12677/orf.2021.111015

基于2型直觉模糊集的欧氏贴近度的模式识别方法

尹诗宁，赵心雨，黄婕妤，曲俊霏，林　琳*

沈阳航空航天大学理学院，辽宁 沈阳
Email: *linlin@sau.edu.cn

收稿日期：2021年1月13日；录用日期：2021年2月18日；发布日期：2021年2月25日

摘　要

2型直觉模糊集是直觉模糊集的扩展，它具有处理不确定性、多关键因素性、模糊性和踌躇性等复杂问题的能力。本文提出了一种基于2型直觉模糊集的欧氏贴近度的识别方法。并用实例验证本文所提出方法的正确性，可在实际生活的类别识别问题中应用。

关键词

2型直觉模糊集，欧氏贴近度，模糊模式识别

Pattern Recognition Method Based on Euclidean Closeness Degree of Type 2 Intuitionistic Fuzzy Sets

Shining Yin, Xinyu Zhao, Jieyu Huang, Junfei Qu, Lin Lin*

Science College, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning
Email: *linlin@sau.edu.cn

Received: Jan. 13th, 2021; accepted: Feb. 18th, 2021; published: Feb. 25th, 2021

Abstract

Type 2 intuitionistic fuzzy set is an extension of intuitionistic fuzzy set, which has the ability to deal with complex problems such as uncertainty, multi-key factors, fuzziness and hesitation. In

*通讯作者。

文章引用: 尹诗宁, 赵心雨, 黄婕妤, 曲俊霏, 林琳. 基于 2 型直觉模糊集的欧氏贴近度的模式识别方法[J]. 运筹与模糊学, 2021, 11(1): 122-129. DOI: 10.12677/orf.2021.111015

this paper, a recognition method based on Euclidean closeness degree of type 2 intuitionistic fuzzy sets is proposed. Examples are given to verify the correctness of the proposed method, which can be applied to real-life category recognition.

Keywords

Type 2 Intuitionistic Fuzzy Set, Euclidean Closeness Degree, Fuzzy Pattern Recognition

1. 引言

模式识别是近些年来取到快速发展的人工智能分支，且在生态环境、工程技术、社会经济等各个领域获得了广泛使用，并积累了很多有效果的研究结果。模式识别的中心问题是怎样让机器模拟人脑的思维模式，从而对客观事物进行高效的分类和识别。其一，现广泛应用的人脑的识别机制与统计方法有很大的差别；其二，待识别的客观事物往往存在某些模糊不清的性质。在大量的现实工程识别问题中，往往会遇到很多的模糊信息，从而急切需要将模糊数学与模式识别结合的模糊模式识别方法进行解决[1]。为了让模糊集模式识别应用更加广泛，更好的解决判断时踌躇性和系统复杂的高度不确定性的问题，本文给出了两种基于 2 型直觉模糊集的模式识别方法。

2012 年西南交通大学教授赵涛，肖建给出了 2 型直觉模糊集的概念，证明了 2 型直觉模糊集是直觉模糊集、一型模糊集、区间值直觉模糊集、区间值模糊集的广义形式，讨论了 2 型直觉模糊集的基本运算[2]。

2. 2 型直觉模糊集

在人们生活中经常参加投票选举活动，各投票人常常对候选人做出综合评价，给出投票结果。投票过程中投票人往往伴随着不确定性、多属性、踌躇性，常常不能完全赞成某一候选人，也不能完全否决某一候选人。因此，投票人更愿意给出一个赞成的隶属程度、反对的隶属程度以及踌躇程度(见文献[3])。

例如，在一次选举活动中，有 100 人有投票资格，在对候选人甲投票时，有 78 人准备投赞成票，其中 50 人赞成程度为 0.9，28 人赞成程度为 0.75；另有 17 人打算投反对票，14 人的反对程度为 0.8，3 人的反对程度为 0.7；剩余 5 人仍在踌躇。这是一个典型 2 型直觉模糊集问题：因为有 50/100 的人赞成程度为 0.9，28/100 的人赞成程度 0.75，即支持甲当选程度(隶属度)为：$\mu_A(x)=\frac{0.5}{0.9}+\frac{0.28}{0.75}$。

同样，反对甲当选程度(非隶属度)为：$\nu_A(x)=\frac{0.14}{0.8}+\frac{0.03}{0.7}$。

定义 1 ([2]) 设 X 为给定非空集合，称 $A=\{\langle x,\mu_A(x),\nu_A(x)\rangle \mid \forall x\in X\}$ 为 X 上的 2 型直觉模糊集，$\mu_A(x)$ 表示 x 对 A 隶属程度，$\nu_A(x)$ 表示 x 对 A 非隶属程度。

当非空集合 X 是连续的：

$$\mu_A(x)=\int_{\mu\in J_x^\mu} f_x(\mu)/\mu,\ J_x^\mu\subseteq[0,1],\ \nu_A(x)=\int_{\mu\in J_x^\nu} g_x(\nu)/\nu,\ J_x^\nu\subseteq[0,1],$$

x 对 A 的踌躇度：$\pi_A(x)=\int_{\mu\in J_x^\mu}\int_{\nu\in J_x^\nu} f_x(\mu)\wedge g_x(\nu)/\max(0,1-\mu-\nu)$，且对任意的 $x\in X$ 满足：

$$\max_{\mu\in J_x^{\mu}}\left(f_x(\mu)*\mu\right)+\max_{v\in J_x^{v}}\left(g_x(v)*v\right)\le 1\text{。}$$

当非空集合 X 是离散的：

$$\mu_A(x_i)=\sum_{j=1}^{n} f_x(\mu_j)/\mu_j,\ J_x^{\mu}\subseteq[0,1],\ \nu_A(x_i)=\sum_{j=1}^{n} g_x(\nu_j)/\nu_j,\ J_x^{\nu}\subseteq[0,1],$$

x 对 A 的踌躇度：$\pi_A(x_i)=\sum_{j=1}^{n} f_x(\mu_j)\wedge g_x(\nu_j)/\max(0,1-\mu_j-\nu_j)$，且对任意的 $x\in X$ 满足：

$$\max\left(f_x(\mu_j)*\mu_j\right)+\max\left(g_x(\nu_j)*\nu_j\right)\le 1\text{。}$$

定义 2 ([2]) 设 A,B 是非空集合 X 上两个连续 2 型直觉模糊集，令

$$A=\left\{\left\langle x,\mu_A(x),\nu_A(x)\right\rangle\middle|\forall x\in X\right\},\quad B=\left\{\left\langle x,\mu_B(x),\nu_B(x)\right\rangle\middle|\forall x\in X\right\};$$

其中：$\mu_A(x)=\int_{\mu\in J_x^{\mu}} f_x(\mu)/\mu,\ J_x^{\mu}\subseteq[0,1]$，$\nu_A(x)=\int_{\mu\in J_x^{\nu}} g_x(v)/v,\ J_x^{\nu}\subseteq[0,1]$；

$$\mu_B(x)=\int_{\varpi\in J_x^{\varpi}} h_x(\varpi)/\varpi,\ J_x^{\varpi}\subseteq[0,1],\quad \nu_B(x)=\int_{p\in J_x^{\nu}} k_x(p)/p,\ J_x^{p}\subseteq[0,1]\text{。}$$

有：1) $A\bigcup B=\left\{\left\langle x,\mu_A(x)\cup\mu_B(x),\nu_A(x)\cap\nu_B(x)\right\rangle\middle|x\in X\right\}$

$$=\left\{\left\langle x,\int_{\mu\in J_x^{\mu}}\int_{\varpi\in J_x^{\varpi}} f_x(\mu)\wedge h_x(\varpi)/\mu\vee\varpi,\int_{v\in J_x^{v}}\int_{p\in J_x^{p}} g_x(v)\wedge k_x(p)/v\wedge p\right\rangle\middle|x\in X\right\}$$

2) $A\bigcap B=\left\{\left\langle x,\mu_A(x)\cap\mu_B(x),\nu_A(x)\cup\nu_B(x)\right\rangle\middle|x\in X\right\}$

$$=\left\{\left\langle x,\int_{\mu\in J_x^{\mu}}\int_{\varpi\in J_x^{\varpi}} f_x(\mu)\wedge h_x(\varpi)/\mu\wedge\varpi,\int_{v\in J_x^{v}}\int_{p\in J_x^{p}} g_x(v)\wedge k_x(p)/v\vee p\right\rangle\middle|x\in X\right\}$$

3) $A^C=\left\{\left\langle x,\mu_A(x),\nu_A(x)\right\rangle\middle|x\in X\right\}=\left\{\left\langle x,\int_{v\in J_x^{v}} g_x(v)/v,\int_{\mu\in J_x^{\mu}} f_x(\mu)/\mu\right\rangle\middle|x\in X\right\}$

3. 基于 2 型直觉模糊集的欧氏贴近度识别方法

3.1. 基于 2 型直觉模糊集的欧氏贴近度公式

定义 3 设 A,B 是非空集合 X 上两个离散 2 型直觉模糊集，令

$$A=\left\{\left\langle x,\mu_A(x),\nu_A(x)\right\rangle\middle|\forall x\in X\right\},\quad B=\left\{\left\langle x,\mu_B(x),\nu_B(x)\right\rangle\middle|\forall x\in X\right\}$$

$$\mu_A(x_i)=\sum_{j=1}^{n} f_x(\mu_j)/\mu_j,\ J_x^{\mu}\subseteq[0,1],\quad \nu_A(x_i)=\sum_{j=1}^{n} g_x(\nu_j)/\nu_j,\ J_x^{\nu}\subseteq[0,1];$$

$$\mu_B(x_i)=\sum_{j=1}^{n} h_x(\varpi_j)/\varpi_j,\ J_x^{\varpi}\subseteq[0,1],\quad \nu_B(x_i)=\sum_{j=1}^{n} k_x(p_j)/p_j,\ J_x^{p}\subseteq[0,1]\text{。}$$

且要满足条件：$\max\left(f_x(\mu_j)*\mu_j\right)+\max\left(g_x(\nu_j)*\nu_j\right)\le 1$；$\max_{\mu\in J_x^{\varpi}}\left(h_x(\varpi_j)*\varpi_j\right)+\max_{v\in J_x^{p}}\left(k_x(p_j)*p_j\right)\le 1$。

A 与 B 的距离公式定义为：

$$d(A_i,B_i)=\sqrt[p]{\left(\left|\sum_{j=1}^{n}\left(f_x(\mu_j)/\mu_j-h_x(\varpi_j)/\varpi_j\right)\right|^p+\left|\sum_{j=1}^{n}(g_x(\nu_j)/\nu_j-k_x(p_j)/p_j\right|^p\right)\Big/2n}$$

定义 4 设 A 与 B 为两个离散 2 型直觉模糊集，由此有 2 型直觉模糊集的有序加权算子定义为 $IFWD(A,B)=\sum_{i=1}^{n}w_i d(A_i,B_i)$，其中 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_n)$ 为权重向量，满足 $w_i\in[0,1]$，且 $\sum_{i=1}^{n}w_i=1$。具有不同特征属性的 2 型直觉模糊集 Minkowski 贴近度公式为：

$$S_{IFS}=1-IFWD(A,B)=1-\sum_{i=1}^{n}w_i d(A_i,B_i)$$

当 $p=2$ 时，Minkowski 距离公式转化为欧氏距离公式，欧氏距离公式为：

$$d_{OS}(A_i,B_i)=\sqrt{\left(\left|\sum_{j=1}^{n}\left(f_x(\mu_j)/\mu_j-h_x(\varpi_j)/\varpi_j\right)\right|^2+\left|\sum_{j=1}^{n}\left(g_x(\nu_j)/\nu_j-k_x(p_j)/p_j\right)\right|^2\right)\Big/2n} \tag{1}$$

定义 5 设 A 与 B 为两个离散 2 型直觉模糊集，2 型直觉模糊集的有序加权算子定义为

$$IFWD(A,B)=\sum_{i=1}^{n}w_i d_{OS}(A_i,B_i) \tag{2}$$

其中 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_n)$ 为权重向量，满足 $w_i\in[0,1]$，且 $\sum_{i=1}^{n}w_i=1$。具有不同特征属性的 2 型直觉模糊集欧。

氏贴近度公式：

$$S_{OS}=1-IFWD(A,B)=1-\sum_{i=1}^{n}w_i d_{OS}(A_i,B_i) \tag{3}$$

3.2. 基于 2 型直觉模糊集的欧氏识别步骤

基于 2 型直觉模糊集欧氏贴近度公式定义，下面给出一种客观属性权重由 2 型直觉模糊集的贴近度模式识别过程，具体步骤如下：

- 步骤 1：先将找到 2 型直觉模糊集的次级踌躇度分别向次级隶属度，非隶属度转化，则可得到的次级隶属度的变化范围与次级非隶属度的变化范围；
- 步骤 2：找到 2 型直觉模糊集的主要隶属度与非隶属度并计算 2 型直觉模糊集的隶属度与非隶属度满足条件公式：$\max\left(f_x(\mu_j)*\mu_j\right)+\max\left(g_x(\nu_j)*\nu_j\right)\le 1$；
- 步骤 3：利用公式(1)求解待识别不同特征属性的 2 型直觉模糊集与标准模型库的 2 型直觉模糊集的欧氏距离；
- 步骤 4：利用公式(2)通过权重向量计算各个方案的有序加权算子；
- 步骤 5：根据公式(3)计算 2 型直觉模糊集欧氏贴近度，综合指标贴近度排序，确定最相识种类。按照方案综合指标的贴近度大小进行排序，S_{OS} 值越大，对应的归属程度越高。

4. 实例分析

对于实际问题，应先找到一个模糊集的隶属函数，然后利用模糊模式识别原则进行识别。

4.1. 血液样本相似问题

假设有一个血液样本 A，另外给出两个血液样本 B 和 C，现在要在血样 B 和 C 中判断出哪一个血样与血样 A 更相似。现给出血样五个特征属性，它们分别是：血液二氧化碳分压，血液 PH 值，血浆二氧化碳总量，血液氧分压，血液缓冲碱。设三个血样 A、B 和 C 在五个属性下特征信息分别用

$A_i,B_i,C_i\left(i=1,2,3,4,5\right)$ 来表示，见表 1。基于医学专家给出的权重向量，血液样本的五个特征属性的重要程度由权重向量表示 $\left(w_1,w_2,w_3,w_4,w_5\right)^{\mathrm{T}}=\left(0.25,0.20,0.15,0.18,0.22\right)^{\mathrm{T}}$ [4]。

Table 1. Type 2 intuitionistic fuzzy information table of three blood samples
表 1. 三个血样的 2 型直觉模糊信息表

	血样 A	血样 B	血样 C
血液 PH 值	$A_1=\langle 0.2,0.5,0.3\rangle$	$B_1=\langle 0.2,0.7,0.1\rangle$	$C_1=\langle 0.2,0.7,0.1\rangle$
血液二氧化碳分压	$A_2=\langle 0.4,0.2,0.4\rangle$	$B_2=\langle 0.6,0.3,0.1\rangle$	$C_2=\langle 0.5,0.3,0.2\rangle$
血浆二氧化碳总量	$A_3=\langle 0.5,0.4,0.1\rangle$	$B_3=\langle 0.4,0.3,0.3\rangle$	$C_3=\langle 0.4,0.5,0.1\rangle$
血液缓冲碱	$A_4=\langle 0.3,0.3,0.4\rangle$	$B_4=\langle 0.4,0.4,0.2\rangle$	$C_4=\langle 0.3,0.4,0.3\rangle$
血液氧分压	$A_5=\langle 0.7,0.1,0.2\rangle$	$B_5=\langle 0.6,0.1,0.3\rangle$	$C_5=\langle 0.6,0.2,0.2\rangle$

分析：将 2 型直觉模糊集的次级踌躇度分别向次级隶属度，非隶属度转化，则可得到的次级隶属度的变化范围于次级非隶属度的变化范围；次级隶属度分为原次级隶属度与原次级踌躇度两部分,同样次级非隶属度就分为原次级非隶属度与原次级踌躇度两部分，所以主要隶属度 $\mu=\left\{\mu_1,\mu_2\right\}$ 与主要非隶属度 $\nu=\left\{\nu_1,\nu_2\right\}$ 也为两部分， μ_1 对应的是原次级隶属度， μ_2 对应的是原次级踌躇度，同样 ν_1 对应的是原次级的非隶属度， ν_2 对应的是原次级的踌躇度。

步骤 1：先将找到 2 型直觉模糊集的次级踌躇度分别向次级隶属度，非隶属度转化，则可得到的次级隶属度的变化范围于次级非隶属度的变化范围；找到 2 型直觉模糊集的主要隶属度与非隶属度并计算 2 型直觉模糊集的隶属度与非隶属度满足条件公式;海明贴近度方法与欧氏贴近度方法步骤 1 是相同的，故海明贴近度步骤 1 的结果即为欧氏贴近度步骤 1 的结果。

步骤 2：利用公式(1)求解单个特征属性血样 A 与血样 B，血样 A 与血样 C 不同特征属因素间的欧氏距离；

$$d_{OS}\left(A_1,B_1\right)=0.2176,\quad d_{OS}\left(A_1,C_1\right)=0.12189;\quad d_{OS}\left(A_2,B_2\right)=0.2973,\quad d_{OS}\left(A_2,C_2\right)=0.2106;$$

$$d_{OS}\left(A_3,B_3\right)=0.1866,\quad d_{OS}\left(A_3,C_3\right)=0.1368;\quad d_{OS}\left(A_4,B_4\right)=0.2098,\quad d_{OS}\left(A_4,C_4\right)=0.2500;$$

$$d_{OS}\left(A_5,B_5\right)=0.1188,\quad d_{OS}\left(A_5,C_5\right)=0.1371。$$

步骤 3：利用公式(2)计算不同特征属性血样 A 与血样 B，血样 A 与血样 C 欧氏距离；

$$IFWD\left(A,B\right)=\sum_{i=1}^{n}w_i d_{OS}\left(A_i,B_i\right)=0.2058,\ IFWD\left(A,C\right)=\sum_{i=1}^{n}w_i d_{OS}\left(A_i,C_i\right)=0.1925$$

步骤 4：根据公式(3)计算血样 A 与血样 B，血样 A 与血样 C 欧氏贴近度：

$$S_{OS}\left(A,B\right)=1-IFWD\left(A,B\right)=1-0.2058=0.7942$$

$$S_{OS}\left(A,C\right)=1-IFWD\left(A,C\right)=1-0.1925=0.8075$$

因为 $S_{OS}\left(A,B\right)<S_{OS}\left(A,C\right)$，血样 B 和 C 中，血样 C 与血样 A 更相似。

在血液样本相似问题中，通过海明贴近公式与欧氏贴近公式的计算可知，血样 C 与血样 A 的贴近度总是比血样 B 与血样 A 的贴近度更大，血样 B 和 C 中，血样 C 与血样 A 更相似，所以本文的方法是可行的。

4.2. 建筑材料分类问题

假设有四种建筑材料，另有一个未知建筑材料 H，现在需要判断出未知材料与在这四类建筑材料中哪一种材料更相似。现给出了建筑材料 12 个特征属性。设四种样本建筑材料用 A,B,C,D 来表示，建筑材料 A_1,A_2,A_3,A_4 与 H 的 12 个属性下特征信息分别用 $A=\left(x_1,x_2,\cdots,x_i\right)$，$B=\left(x_1,x_2,\cdots,x_i\right)$，$C=\left(x_1,x_2,\cdots,x_i\right)$，$D=\left(x_1,x_2,\cdots,x_i\right)$，$H=\left(x_1,x_2,\cdots,x_i\right)$ $\left(i=1,2,\cdots,12\right)$ 来表示。建筑材料的 12 个特征属性的重要性程度用权重向量来表示，文献[3]给出的权重向量为：

$$\left(w_1,w_2,w_3,\cdots,w_{12}\right)^{\mathrm{T}}=\left(0.1,0.05,0.08,0.06,0.03,0.07,0.09,0.12,0.15,0.07,0.13,0.05\right)^{\mathrm{T}}$$

$$\begin{aligned}A=\{&\langle x_1,[0.1,0.2],[0.5,0.6]\rangle,\langle x_2,[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\langle x_3,[0.5,0.6],[0.3,0.4]\rangle,\\&\langle x_4,[0.8,0.9],[0,0.1]\rangle,\langle x_5,[0.4,0.5],[0.3,0.4]\rangle,\langle x_6,[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle],\\&\langle x_7,[0.3,0.4],[0.5,0.6]\rangle,\langle x_8,[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_9,[0.2,0.3],[0.6,0.7]\rangle,\\&\langle x_{10},[0.4,0.5],[0.4,0.5]\rangle],\langle x_{11},[0.7,0.8],[0.1,0.2]\rangle,\langle x_{12},[0.4,0.5],[0.4,0.5]\rangle\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}B=\{&\langle x_1,[0.5,0.6],[0.3,0.4]\rangle,\langle x_2,[0.6,0.7],[0.1,0.2]\rangle,\langle x_3,[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\\&\langle x_4,[0.1,0.2],[0.6,0.7]\rangle,\langle x_5,[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle,\langle x_6,[0.7,0.8],[0.1,0.2]\rangle,\\&\langle x_7,[0.5,0.6],[0.3,0.4]\rangle,\langle x_8,[0.6,0.7],[0.2,0.3]\rangle,\langle x_9,[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\\&\langle x_{10},[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\langle x_{11},[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle,\langle x_{12},[0.7,0.8],[0.1,0.2]\rangle\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}C=\{&\langle x_1,[0.4,0.5],[0.3,0.4]\rangle,\langle x_2,[0.6,0.7],[0.2,0.3]\rangle,\langle x_3,[0.9,1.0],[0,0]\rangle,\\&\langle x_4,[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle,\langle x_5,[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle],\langle x_6,[0.6,0.7],[0.2,0.3]\rangle,\\&\langle x_7,[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\langle x_8,[0.2,0.3],[0.6,0.7]\rangle,\langle x_9,[0.5,0.6],[0.2,\rangle 0.4],\\&\langle x_{10},[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_{11},[0.3,0.4],[0.4,0.5]\rangle,\langle x_{12},[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}D=\{&\langle x_1,[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_2,[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_3,[0.8,0.9],[0,0.1]\rangle,\\&\langle x_4,[0.7,0.8],[0.1,0.2]\rangle,\langle x_5,[0,0.1],[0.7,0.9]\rangle,\langle x_6,[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle,\\&\langle x_7,[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\langle x_8,[0.2,0.3],[0.6,0.7]\rangle,\langle x_9,[0.4,0.5],[0.3,0.4]\rangle,\\&\langle x_{10},[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_{11},[0.3,0.4],[0.4,0.5]\rangle,\langle x_{12},[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}H=\{&\langle x_1,[0.9,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_2,[0.9,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_3,[0.7,0.8],[0,0.1]\rangle,\\&\langle x_4,[0.6,0.7],[0.1,0.2]\rangle,\langle x_5,[0,0.1],[0.8,0.9]\rangle,\langle x_6,[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\\&\langle x_7,[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\langle x_8,[0.1,0.2],[0.7,0.8]\rangle,\langle x_9,[0.4,0.5],[0.3,0.4]\rangle,\\&\langle x_{10},[1.0,1.0],[0,0]\rangle,\langle x_{11},[0.3,0.4],[0.4,0.5]\rangle,\langle x_{12},[0,0.1],[0.7,0.9]\rangle\}\end{aligned}$$

问题解法：

分析：次级隶属度分为原次级隶属度与原次级踌躇度两部分，同样次级非隶属度就分为原次级非隶属度与原次级踌躇度两部分，所以主要隶属度 $\mu=\{\mu_1,\mu_2\}$ 与主要非隶属度 $\nu=\{\nu_1,\nu_2\}$ 也为两部分，μ_1 对应的是原次级隶属度，μ_2 对应的是原次级踌躇度，同样 ν_1 对应的是原次级非隶属度，ν_2 对应的是原次级踌躇度。

步骤 1：找到 2 型直觉模糊集的主要隶属度与非隶属度并计算 2 型直觉模糊集的隶属度与非隶属度满足条件公式：海明贴近度方法与欧氏贴近度方法步骤 1 是相同的，故海明贴近度步骤 1 的结果即为欧氏贴近度步骤 1 的结果。

步骤 2：利用公式(1)求解单个特征属性的待识别材料 H 与建筑材料 A,B,C,D 间欧氏距离，见表 2。

Table 2. Euclidean distance table between four building materials and different characteristics of materials H
表 2. 四种建筑材料与待识别材料 H 不同特征间欧氏距离表

	材料 A 与待识别材料 H	材料 B 与待识别材料 H	材料 C 与待识别材料 H	材料 D 与待识别材料 H
特征 x_1	0.5384	0.3232	0.3388	0.0036
特征 x_2	0.6249	0.212	0.2784	0.074
特征 x_3	0.1327	0.184	0.1671	0.047
特征 x_4	0.1645	0.3733	0.5035	0.0572
特征 x_5	0.4021	0.0104	0.0226	0.0169
特征 x_6	0.0977	0.4604	0.3637	0.1177
特征 x_7	0.1492	0.2941	0.0204	0.0105
特征 x_8	0.6331	0.3891	0.0808	0.0876
特征 x_9	0.1636	0.3583	0.0705	0.0023
特征 x_{10}	0.427	0.646	0.0448	0.0135
特征 x_{11}	0.2689	0.2515	0.0241	0.0054
特征 x_{12}	0.3506	0.6289	0.0403	0.0258

步骤 3：根据公式(2)计算不同特征属性的建筑材料 A,B,C,D 与待识别材料 H 欧氏距离：

$$IFWD(A,H)=\sum_{i=1}^{n} w_i d_{OS}(A_i,H_i)=0.3208$$

$$IFWD(B,H)=\sum_{i=1}^{n} w_i d_{OS}(B_i,H_i)=0.3488$$

$$IFWD(C,H)=\sum_{i=1}^{n} w_i d_{OS}(C_i,H_i)=0.1479$$

$$IFWD(D,H)=\sum_{i=1}^{n} w_i d_{OS}(D_i,H_i)=0.0347$$

步骤 4：根据公式(3)计算建筑材料 A,B,C,D 与待识别材料 H 欧氏贴近度：

$$S_{OS}(A,H)=1-IFWD(A,H)=1-0.3208=0.6792$$

$$S_{OS}(B,H)=1-IFWD(B,H)=1-0.3488=0.6512$$

$$S_{OS}(C,H)=1-IFWD(C,H)=1-0.1479=0.8521$$

$$S_{OS}(D,H)=1-IFWD(D,H)=1-0.0347=0.9653$$

因为 $S_{OS}(D,H)$ 最大，所以待识别材料 H 与建筑材料 D 更相似。

在建筑材料分类问题中，通过海明贴近度公式与欧氏贴近度公式的计算可知，待识别材料 H 与建筑材料 D 贴近度总是最大，待识别材料 H 与建筑材料 D 更相似，所以本文的方法是可行的。

参考文献

[1] 章婵. 模糊模式识别方法的改进及应用[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 中国地质大学, 2008.

[2] 赵涛, 肖建. 二型直觉模糊集[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(9): 1215-1222.

[3] 徐泽水. 直觉模糊信息集成理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.

[4] 李宝萍, 陈华友. 直觉模糊面集的相似度及其在模式识别中的应用[J]. 模糊系统与数学, 2015, 29(1): 134-141.