

文章编号:1671-8879(2018)02-0103-09

# 基于分数阶积分和邻域 FCM 的道路信息变化检测

杨楠<sup>1</sup>,王卫星<sup>1,2</sup>,王峰萍<sup>1</sup>,薛柏玉<sup>1</sup>,WANG Kevin<sup>2</sup>

(1. 长安大学 信息工程学院,陕西 西安 710064; 2. 瑞典皇家工学院,瑞典 斯特哥尔摩 999027)

**摘要:**为了提高道路信息变化检测的精度,提出了一种基于分数阶积分和空间邻域信息的模糊 C 均值(fuzzy C-means,FCM)聚类算法,用于道路特征变化检测。首先,对经过配准和几何校正的双时相遥感图像进行灰度差值运算,重新生成差值图像;其次,采用较小的分数阶积分阶次构造上下、左右、4 个对角线 8 个各向同性的去噪图像掩模,对差值图像进行分数阶积分计算,在提高图像信噪比的同时保留图像的边缘和纹理细节信息;最后,针对去噪后的差值图像采用结合邻域空间信息 FCM 聚类进行计算,聚类初始化中心点选择差值图像灰度值最高和最低的点,利用邻域的欧式距离来刻画不同的权重值,以表征邻域像素点对中心像素的影响程度,剔除无效孤立点。通过检测概率、虚警率、漏警率指标对提出的算法进行评价。结果表明:基于分数阶积分和邻域空间信息的 FCM 聚类道路信息变化检测方法能有效提取道路变化信息,当积分分数阶数取 0.2,FCM 平滑参数取 2.5 时,检测概率高出对比算法 18%~46%,虚警率指标低于对比算法 15%~38%,漏警率低于对比算法 3%~7%;提出的算法在抑制噪声信息和增强纹理细节方面能够取得较好的效果,尤其当中心像素点为噪声时,由于引入邻域空间信息,其受周围邻域正常像素点的影响,能够自动调整隶属度,较好地避免误分类;该方法还能有效抑制邻域噪声点对正常像素分类造成的影响,降低虚警率。

**关键词:**交通工程;道路信息;模糊 C 均值聚类;变化检测;分数阶积分

**中图分类号:**U491 **文献标志码:**A

## Road information change detection based on fractional integral and neighborhood FCM

YANG Nan<sup>1</sup>, WANG Wei-xing<sup>1,2</sup>, WANG Feng-ping<sup>1</sup>, XUE Bai-yu<sup>1</sup>, WANG Kevin<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;

2. Royal Institute of Technology, Stockholm 999027, Sweden)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of road information change detection, a new road information change detection method based on fractional integral and spatial neighborhood fuzzy C-means (FCM) algorithm was presented. Firstly, a new difference image was generated by the gray difference calculation of the dual phase remote sensing images after registration and geometric correction. Then, a smaller fractional integral order was used to construct the denoising image mask with eight directions on the upper and lower, left and right, and four

收稿日期:2017-11-03

基金项目:陕西省科技厅国际合作重点项目(2013KW03);中央高校基本科研业务费专项资金项目(CHD2013G2241019)

作者简介:杨楠(1984-),男,山东济宁人,工学博士研究生,E-mail:yncn@msn.com。

通讯作者:王卫星(1959-),男,瑞典籍,教授,博士研究生导师,E-mail:znn525d@qq.com。

diagonals, and the fractional integral calculation were applied to the difference images, which improved the image signal-to-noise ratio (SNR) while preserving the edge and texture details of the image. Finally, the FCM clustering method combined with neighborhood spatial information was used to calculate the difference image after denoising. The highest and lowest points of the difference image gray values were selected as the center point of cluster initialization. The Euclidean Metric of the neighborhood were used to depict different weight values, so as to characterize the influence degree of domain pixels on central pixels and eliminate invalid isolated points. Detecting probability, false alarm rate and missed alarm rate of the algorithm were evaluated by the experiment. The results show that FCM road information change detection method based on fractional integral and neighborhood spatial information can effectively extract road change information. When the integral fractional order is 0.2, the FCM smoothing parameter is 2.5, the detection probability is higher than the comparison algorithm by 18% to 46%, the false alarm rate is lower than the comparison algorithm by 15% to 38%, and the missed alarm rate is lower than the comparison algorithm by 3% to 7%. The present algorithm can achieve better results in suppressing noise information and enhancing texture details. Especially, when the center pixel is noise, due to the introduction of neighborhood information, and it is affected by the neighborhood normal pixels. The proposed method could avoid misclassification by adjusting the membership automatically, it can effectively suppress the influence of neighborhood noise points on the normal pixel classification, and reduce the false alarm rate. 2 tabs, 4 figs, 28 refs.

**Key words:** traffic engineering; road information; fuzzy C-means clustering; change detection; fractional integral

## 0 引言

随着城市发展和社会生产力的提高,城市道路建设不断升级,道路网结构也随之变化。基于遥感影像的特征分析与提取,是研究道路网变化以及路网结构演化的主要手段。利用遥感影像对道路特征的变化进行检测,对交通运输管理、城市规划、GPS 路径导航、GIS 地图更新等具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。

目前,针对遥感影像变化提出了多种检测方案,且有多种分类方式,但还没有一个统一的标准分类流程。佟国峰等通过对国内外大量的遥感影像变化检测算法进行总结、分类及比较,重点论述了变化信息提取环节中的图像分割、特征提取和分类的现状、基本思想及其趋势,并结合现存问题及大数据技术,从数据类型、预处理方法、变化信息提取方法、算法效率、算法理论创新 5 个方面对遥感影像变化检测领域的发展趋势进行了预测和展望<sup>[3]</sup>。Benedek 等认为应把变化检测过程分为图像模型和特征提取、图像分割、变化检测 3 个子过程<sup>[4]</sup>。这种过程属于典型的先分割再比较的检测方法。在特征提取阶段分为基于监督的学习与非监督学习。监督学习

需要主观对待提取特征进行表达,提取效果依赖于专家先验<sup>[5]</sup>。同时,监督学习还需要手工标注训练数据、训练模型,对大尺度遥感图像来说耗时耗力。无监督学习不需要施加先验,从数据本身出发挖掘数据的潜在关系,被认为是一种应用较为广泛的变化检测方法。无监督变化检测方法通常包括图像预处理、像素点比较和差异图像分析。预处理包括影像配准、几何校正及灰度校正等;单通道的遥感图像像素点是计算 2 幅图像灰度值的差值或比值,通过分析和处理得到最终的变化检测结果<sup>[6]</sup>。Sghaier 等提出基于纹理分析和 Beamlet 变换从高分辨率遥感图像中提取道路信息,通过数学形态学和 Canny 边缘算子提取出候选道路段;结合局部和全局信息 Beamlet 变换进行多尺度推理,指出全局信息用于判定主干道,局部信息用于重构路网<sup>[7]</sup>。钟家强等提出一种基于线特征的道路网变化检测算法,首先根据边缘的梯度信息从多时相遥感图像中提取变化的线特征;然后根据变化的线特征局部特性,检测出与道路模型相符的变化道路段;最后通过道路网的全局约束条件,进行变化道路段的连接,实现变化道路的检测<sup>[8]</sup>。董明等在遥感影像和地图道路网数据

精确配准的基础上,提出利用缓冲区约束下的、基于知识判断的多尺度模板匹配方法,对旧地图中的道路变化情况自动检测;采用自动赋初值的 LSB-Snake 模型半自动检测新增道路,该方法可以有效检测道路变化,达到较高的自动化程度<sup>[9]</sup>。赵磊等提出一种基于模糊 C-均值聚类(fuzzy C-means, FCM)和邻域分析的多通道遥感图像变化检测方法,将多波段变化信息用 FCM 方法来实现多通道遥感图像的变化检测,并改进了 FCM 对孤立点敏感的问题<sup>[10]</sup>。卢昭翌等选用不同时相的 Quick Bird 卫星图像,根据地物影像的光谱、形状及纹理等特征进行多尺度分割和层次分类,提取城市道路目标;建立检测层,将不同时相的图像分类结果投影到检测层的相应对象层上,并进行分割,通过判断某一位置地物类别的一致性,实现道路变化检测的目的<sup>[11]</sup>。虽然大多文献采用各自算法实现了道路的变化检测,且取得较好的效果,但由于遥感图像在采集中难免会受到卫星位置、天气状况、辐射强度等多种干扰源影响,使得遥感图像存在一定程度的失真。图像处理算法又对失真现象相对敏感,有必要在特征提取前对原始图像进行相应的预处理,提高算法的整体检测效果。

预处理是图像处于最低抽象层次操作的概括,其目的是抑制不希望的失真或增强需要进一步处理的重要特征<sup>[12]</sup>。Pu 等从理论上分析和证明了将分数阶微分引入到数字图像增强的可行性,证明了分数阶微分算子可以在增强图像高频部分的同时尽量减少低频损失,进而可以加强图像平滑区域中的纹理细节<sup>[13]</sup>。黄果等将分数阶积分理论引入到数字图像去噪中,通过设定较小的分数积分阶次来构建相应的图像去噪掩模算子,并且利用迭代的思想来控制图像去噪的效果,从而实现图像去噪的局部微调,有利于在去除噪声的同时,尽量保留图像的边缘和纹理等细节信息<sup>[14]</sup>。FCM 作为无监督聚类的主要技术之一,应用最为广泛且较为成功。FCM 通过优化目标函数得到每个样本点对所有类中心的隶属度,从而决定样本点的类属,以达到自动对样本数据进行分类的目的。直接将 FCM 算法用于图像分割,不考虑邻域像素对各点灰度值的影响,会导致算法对孤立点较为敏感,抗噪性能差。

为了提高从遥感图像中提取道路变化信息正确率,并降低噪声的影响,本文提出了一种结合分数阶积分和空间邻域信息的 FCM 道路信息变化检测方法。首先,对已配准和已校正的两时相道路遥感图

像进行灰度值差值运算;再对差值图像进行分数阶积分掩膜计算,在去除噪声的同时保留细节信息;最后充分考虑邻域信息对中心像素的影响,采用变化权值的 FCM 方法提取变化的道路信息。

## 1 本文方法建立

### 1.1 差值图像构造

针对差值图像,变化与未变化区域的灰度值相差相对较大,而且变化区域边缘的像素灰度值相差也较大,未变化区域边缘的像素灰度值相差较小<sup>[15]</sup>。差值图像平滑的目的是突出变化区域,去除孤立点噪声。根据差值图像的特点,本文采用分数阶积分方法对差值图像进行平滑处理,在去除噪声的同时保留图像的边缘和纹理等细节信息,以便更好地提取变化的道路信息。对已校正、已配准的 2 幅遥感图像做差值,即对 2 幅图像中对应位置像素的灰度值进行相减,得到 2 个不同时刻遥感图像灰度的差值  $X_{t_1, t_2}(x)$ <sup>[16]</sup>,其计算式为

$$X_{t_1, t_2}(x) = I_{t_1}(x) - I_{t_2}(x) \quad (1)$$

式中: $I_{t_1}(x)$ 、 $I_{t_2}(x)$ 分别为时刻  $t_1$ 、 $t_2$  的 2 幅遥感图像灰度值。

### 1.2 分数阶微积分定义

分数阶微积分是整数阶微积分的一种扩展。该理论应用到数字图像中的关键是增加一个自由度  $\alpha$ ,通过适当调节  $\alpha$  的大小构造相应的掩模算子,从而得到较好的图像增强效果。从不同的应用角度可以得到不同的分数阶微积分定义<sup>[17]</sup>。目前对分数阶微积分的定义主要有 3 种,其中 Grunward-Letnikov (G-L 型)定义计算简单且易于实现。

对于区间  $(n, t]$  的整数  $a+1$  阶可导函数  $f(t)$ ,当  $n > 0$  时,  $a$  至少取到  $[n]$ ,其中  $[\cdot]$  为取整函数,则阶数  $a$  的分数阶微分表达式为

$${}^{\text{GL}}D_t^a f(t) = \lim_{h \rightarrow 0, ah = t-n} h^{-a} \sum_{i=0}^n \begin{bmatrix} -a \\ i \end{bmatrix} f(t-ih) = \frac{1}{\Gamma(-a)} \int_n^t \frac{f(\tau)}{(t-\tau)^{a+1}} d\tau \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} -a \\ i \end{bmatrix} = \frac{(-a)(-a+1)(-a+2)\cdots(-a+i-2)}{i!}$$

式中: $h$  为单位步长; $i = 0, 1, \dots, n$ ;  $\tau \in (n, t]$ ;  $\Gamma(\cdot)$  为伽马函数。

对上式进行数学归纳,再分部积分可得

$${}^{\text{GL}}D_t^a f(t) = \sum_{k=0}^m \frac{f^{(k)}(a)(t-a)^{-a+k}}{\Gamma(-a+k+1)} + \frac{1}{\Gamma(-a+m+1)} \int_n^t (t-\tau)^{-a+m} f^{(m+1)}(\tau) d\tau \quad (3)$$

式中: $m$  为对 $[\frac{t-n}{h}]$ 取整; $f^k(\cdot)$ 为函数  $f(\cdot)$  的  $k$  阶导数。

而在此意义下  $a$  阶分数阶积分定义为

$${}^{\text{GL}}D_t^{-a}f(t)=\frac{1}{\Gamma(\alpha)}\int_n^t\frac{f(\tau)}{(t-\tau)^{-\alpha+1}}\text{d}\tau\tag{4}$$

类似地

$$\begin{aligned} {}^{\text{GL}}D_t^\alpha f(t) &= \sum_{k=0}^m \frac{f^k(a)(t-a)^{-\alpha+k}}{\Gamma(-\alpha+k+1)} + \\ &\frac{1}{\Gamma(-\alpha+m+1)}\int_n^t (t-\tau)^{-\alpha+m}f^{m+1}(\tau)\text{d}\tau \end{aligned}\tag{5}$$

特别地,当积分下限  $n=0,\alpha=\pm 1/2$  时,有

$$\begin{aligned} \frac{\text{d}^{1/2}f(t)}{\text{d}t^{1/2}} &= {}^{\text{GL}}D_t^{1/2}f(t) = \frac{f(0)}{\sqrt{\pi t}} + \\ &\frac{1}{\sqrt{\pi t}}\int_0^t \frac{f'(\tau)}{\sqrt{t-\tau}}\text{d}\tau \end{aligned}\tag{6}$$

$$\frac{\text{d}^{-1/2}f(t)}{\text{d}t^{-1/2}} = {}^{\text{GL}}D_t^{-1/2}f(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} + \int_0^t \frac{f(\tau)}{\sqrt{t-\tau}}\text{d}\tau\tag{7}$$

伽马函数  $\Gamma(W)$  定义为

$$\Gamma(W)=\int_0^{+\infty}e^{-x}x^{n-1}\text{d}x=(n-1)!\tag{8}$$

式中: $x$  为变量。

1.3 分数阶积分图像去噪

任意平方可积的能量信号可导函数  $f(t)\in L^2(R)$ ,记信号可导函数  $f(t)$  的  $\alpha\in R^+$  阶分数阶导数为  $D_t^\alpha f(t)$ ,其傅里叶变换为

$$\begin{aligned} D_t^\alpha f(t) &\Leftrightarrow (\widehat{Df})^\alpha(\omega)=(i\omega)^\alpha\hat{f}(\omega)= \\ &\hat{\text{d}}^\alpha(\omega)\hat{f}(\omega) \end{aligned}\tag{9}$$

式中: $\hat{\cdot}$  为傅里叶变换; $\omega$  为频率; $\hat{f}(\omega)$  是  $f(t)$  的频域表达形式; $\hat{\text{d}}^\alpha(\omega)$  为  $\alpha$  阶微分算子,其复指数形式为

$$\begin{cases} \hat{\text{d}}^\alpha(\omega)=(i\omega)^\alpha=a^\alpha(\omega)e^{i\theta^\alpha(\omega)} \\ a^\alpha(\omega)=|\omega|^\alpha,\theta^\alpha(\omega)=\frac{\alpha\pi}{2}\text{sgn}(\omega) \end{cases}\tag{10}$$

式中: $\text{sgn}(\omega)$  为符号函数的频谱; $a^\alpha(\omega)$  为频率; $\theta^\alpha(\omega)$  为幅度。

根据分数阶算子理论有  $D^{-1}=I$  且  $\alpha'=-\alpha$ ,可以得到分数阶积分算子傅里叶变换为

$$\begin{aligned} I^\alpha f(t) &= (\widehat{If})^{\alpha'}(\omega)=(i\omega)^{\alpha'}\hat{f}(\omega)= \\ &I^{\alpha'}(\omega)\hat{f}(\omega) \end{aligned}\tag{11}$$

$$\begin{cases} I^{\alpha'}(\omega)=a^{\alpha'}(\omega)e^{i\theta^{\alpha'}(\omega)} \\ a^{\alpha'}(\omega)=|\omega|^{-\alpha'},\theta^{\alpha'}(\omega)=\frac{-\alpha'\pi}{2}\text{sgn}(\omega) \end{cases}\tag{12}$$

$0<\omega<1$  表示低频部分,反映在 2 维图像中代

表纹理细节变化不明显的区域; $\omega>1$  表示高频部分,反映在图像中表示边缘区域像素。分数阶积分幅频特性如图 1 所示。

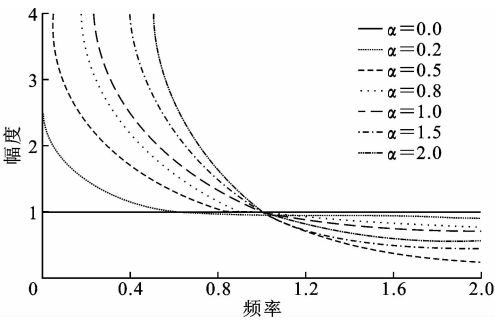


图 1 分数阶积分幅频特性

Fig. 1 Amplitude-frequency characteristics of fractional integral

由图 1 可知:分数阶积分对信号有衰减作用,并随着频率和积分次数的增加而非线性地急剧衰减。当  $\alpha=0$  时,分数阶积分算子不对信号进行任何改变;当阶次  $0<\alpha<1$  时,其对低频信号的幅值进行了一定程度的提升,但提升的幅度远小于 1 阶和 2 阶积分;同时其对高频信号的幅值进行了一定程度的衰减,但衰减的幅度也明显小于 1 阶和 2 阶积分;当  $\alpha>1$  时,以 2 阶积分为例,其比 1 阶积分信号低频成分的提升显著,同时对信号的高频成分的消弱效应也很明显。

1.4 分数阶积分算子构造

二维图像信号  $I(x,y)$  的持续周期为  $(n,t]$ ,将信号持续周期按信号步长  $h=1$  进行等分,则  $m=t-n,h=1$ 。可以得到 G-L 定义下分数阶积分算子沿  $x$  轴和  $y$  轴方向的数值表达式<sup>[12]</sup>

$$\begin{aligned} \frac{\partial^{\alpha'} I(x,y)}{\partial x^{\alpha'}} &\approx I(x,y) + \alpha' I(x-1,y) + \\ &\frac{\alpha'(\alpha'+1)}{2} I(x-2,y) + \dots + \\ &\frac{\Gamma(\alpha'+m)}{\Gamma(m+1)\Gamma(\alpha')} I(x-m,y) \end{aligned}\tag{13}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^{\alpha'} I(x,y)}{\partial y^{\alpha'}} &\approx I(x,y) + \alpha' I(x,y-1) + \\ &\frac{\alpha'(\alpha'+1)}{2} I(x,y-2) + \dots + \\ &\frac{\Gamma(\alpha'+m)}{\Gamma(m+1)\Gamma(\alpha')} I(x,y-m) \end{aligned}\tag{14}$$

为了使图像的分数阶积分算子具有旋转不变性,可采用上下、左右和对角线方向共 8 个方向的具有各向同性的积分算子,其滤波系数  $W_m$  为

$$\begin{cases} W_1 = 1 \\ W_2 = \frac{\alpha'(\alpha'+1)}{2} \\ \vdots \\ W_m = \frac{\alpha'(\alpha'+1)(\alpha'+2)\cdots(\alpha'+m-1)}{m!} \end{cases} \quad (15)$$

构造分数阶积分掩膜算子,本文采用的模板(5×5)如图 2 所示。

$W_2$	0	$W_2$	0	$W_2$
0	$W_1$	$W_1$	$W_1$	0
$W_2$	$W_1$	$W_0$	$W_1$	$W_2$
0	$W_1$	$W_1$	$W_1$	0
$W_2$	0	$W_2$	0	$W_2$

图 2 5×5 分数阶积分掩膜算子

Fig. 2 5×5 mask of fractional integral operator

### 1.5 标准 FCM 方法

FCM 聚类采用隶属度确定每个数据点属于某种聚类的程度,是一种使用较为广泛的矢量聚类算法。

给定数据向量集  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ , 将其划分为  $c$  组( $c$  为聚类数), 并求出每组聚类的中心, 使目标函数达到最小。对给定的每个数据点用隶属度  $u_{pq}$  来描述属于各组的程度,  $u_{pq}$  满足以下 3 个条件

$$u_{pq} \in \{0, 1\} \quad 1 \leq p \leq c, 1 \leq q \leq n' \quad (16)$$

$$\sum_{p=1}^c u_{pq} = 1 \quad \forall q \in \{1, 2, \dots, n'\} \quad (17)$$

$$0 < \sum_{p=1}^c u_{pq} < n \quad \forall p \in \{1, 2, \dots, c\} \quad (18)$$

$u_{pq}$  构成了隶属矩阵  $\mathbf{U}_{c \times n'}$ 。FCM 方法中, 对给定的数据点用 0~1 间的隶属度来确定其属于各个类别的程度。

FCM 的目标函数  $J_{\text{FCM}}$  可以写为

$$J_{\text{FCM}} = \sum_{p=1}^c \sum_{q=1}^{n'} (u_{pq})^{m_1} d^2(\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p) \quad (19)$$

$d^2(\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p) = \|\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p\|_2$  表示第  $p$  个聚类中心  $\mathbf{x}_q$  与第  $q$  个数据点  $\mathbf{v}_p$  之间的欧式距离,  $m_1 \in (1, +\infty)$  为模糊加权指数。

FCM 算法的目标就是找到  $\mathbf{U}_{c \times n'}$  和聚类中心向量  $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_c)$ , 使得目标函数值达到最小。

一般采用拉格朗日乘子法来最小化 FCM 聚类

算法的目标函数。通过引入拉格朗日乘子  $\lambda_q$ , 将约束条件与目标函数一起定义一个新函数, 即构造新的目标函数

$$L(u_{pq}, \mathbf{v}_p, \lambda_q) = \sum_{p=1}^c \sum_{q=1}^{n'} (u_{pq})^{m_1} d^2(\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p) + \sum_{q=1}^{n'} \lambda_q \left(1 - \sum_{p=1}^c u_{pq}\right) \quad (20)$$

对上式所有参数求导, 当上式达到最小时需满足

$$\mathbf{v}_p = \frac{\sum_{q=1}^{n'} u_{pq}^{m_1} \mathbf{x}_q}{\sum_{q=1}^{n'} u_{pq}^{m_1}} \quad 1 \leq p \leq c \quad (21)$$

$$u_{pq} = \left\{ \sum_{r=1}^c \left[ \frac{d(\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p)}{d(\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_r)} \right]^{\frac{2}{m_1 - 1}} \right\}^{-1} \quad (22)$$

式中:  $r=1, 2, \dots, c$ 。

FCM 方法建立在上面 2 个必要条件上, 其不足之处为: 该方法的性能依赖于初始聚类中心的选取, 而通常情况下, 聚类中心是随机选取的, 如果检测不当会导致检测结果较差; 该方法对孤立点敏感, 时间变化、光照、白噪声等都会对图像产生影响, 如果直接使用 FCM 无法消除噪声对孤立点的影响。

因此本文作出如下改进: 根据已增强的差值图像特点, 灰度值最高和最低点是有最大概率发生道路信息变化和没有变化的点, 因此可以选此类点为初始的聚类中心; 对于传统 FCM 方法噪声敏感的问题, 提出了分数阶积分去噪算法对差值图像进行预处理, 并且采用了结合空间信息的 FCM 提取变化的道路信息。

### 1.6 结合空间信息的 FCM 方法

标准的 FCM 中, 计算某点到聚类中心的距离时, 没有考虑到周围的像素点对该点的影响, 使得 FCM 对孤立点比较敏感。聚类结果的好坏主要取决于 FCM 算法中的隶属度  $u_{pq}$  和待聚类点到聚类中心的距离  $d^2(\mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p)$ 。由式(22)可以看出, 如果在欧式距离中引入邻域信息, 相应的隶属度  $u_{pq}$  也引入了邻域信息。

在道路信息变化检测中, 确定一个点是否变化, 与其所处的空间位置相关, 如果一个孤立点邻域全是确定变化的, 则该点发生变化的概率很大。参考文献[10]中提出结合邻域信息的距离函数  $d_{pq}^L$ , 其定义为

$$d_{pq}^L = \sum_{l \in L} \omega_l \| \mathbf{x}_l - \mathbf{x}_q \| + \| \mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p \| \quad (23)$$

式中:  $\omega_l$  为邻域像素对中心像素影响的加权值。

由于没有任何先验信息,不能准确标定每个邻域点对中心点的影响程度,故参考文献[10]中选择了均匀的权值,却忽略了邻域元素的差异性影响。

因此本文选用变化的权值  $\omega_q^l$  并定义为

$$\omega_q^l = \frac{(1 + d_{pq}^2)}{\sum_{q=1}^N \sum_{l=1}^L (1 + d_{pq}^2)^{-1}} \quad (24)$$

邻域空间大小为  $N \times L = 3 \times 3$ , 其中  $d_{pq}^2$  代表邻域像素  $\mathbf{x}_l$  到中心像素  $\mathbf{x}_q$  的欧式距离。结合空间信息的  $d_{pq}^{L, \text{new}}$  的表达式为

$$d_{pq}^{L, \text{new}} = \sum_{l \in L} \omega_q^l \| \mathbf{x}_l - \mathbf{x}_q \| + \| \mathbf{x}_q - \mathbf{v}_p \| \quad (25)$$

利用该算法处理噪声图像时,当噪声点是邻域中心像素时,由于其受周围邻域大量正常像素点的影响,通过自动调整其隶属度,可以较好地避免误分类;此外该算法还可最大限度地降低邻域噪声点对正常像素分类造成的影响,提高算法抑制噪声的能力,有效降低虚警率。

本文所提出的结合邻域空间信息的 FCM 方法的步骤为:

(1) 利用式(19),首先确定聚类数  $c$ , 加权指数  $M' \in [1, +\infty)$ , 终止迭代条件  $\epsilon > 0$ , 最大循环次数  $T_{\max}$ 。选择差值图像中灰度值最大和最小的 2 个点作为聚类的 2 个初始聚类中心;

(2) 初始化隶属度函数;

(3) 开始循环,计算价值函数,如果其相对于上次价值函数值的该变量小于  $\epsilon$  或者达到最大循环次数  $T_{\max}$ , 则算法停止;

(4) 计算新的聚类中心,并返回第(2)步。

试验中,选择的聚类数为 2, 最大循环次数为 50, 终止条件取 0.01,  $M'$  的取值一般为  $[2, 5]$ , 试验表明,当  $M' < 2$  时,趋于硬分割,当  $M' > 3$  时分类趋于平滑,故本文选取的  $M' = 2.5$ 。

## 2 试验结果与分析

试验分为 2 个部分: 试验 1, 利用均方误差和信噪比 2 个指标来确定最优的分数阶积分算子阶次; 试验 2, 利用检测概率、虚警率、漏警率 3 个指标来检验本文方法的有效性。

### 2.1 试验 1

常用的空域图像去噪方法有中值滤波和均值滤

波, 本文采用的中值滤波和均值滤波均为  $3 \times 3$  模板, 采用的分数阶 G-L 积分算子分别为 0.3、0.5、0.8 阶的  $5 \times 5$  模板, 加入的噪声为高斯白噪声, 其均值  $\mu = 0$ , 方差  $\sigma^2 = 0.01$ 。

利用原始图像和处理后图像之间的均方误差  $M_{SE}$  和信噪比  $S_{NR}$  对图像去噪效果进行评价<sup>[19]</sup>。定义 1 幅大小为  $M' \times N'$  的原始图像灰度为  $I_{IJ}$ , 去噪后的图像灰度为  $G_{IJ}$ , 则原始图像和去噪后图像之间的  $M_{SE}$  和  $S_{NR}$  分别为

$$M_{SE} = \sum_I^{M'} \sum_J^{N'} (I_{IJ} - G_{IJ})^2 / M' N' \quad (26)$$

$$S_{NR} = 10 \lg \left( \sum_{I=1}^{M'} \sum_{J=1}^{N'} I_{IJ}^2 / \sum_{I=1}^{M'} \sum_{J=1}^{N'} (I_{IJ} - G_{IJ})^2 \right) \quad (27)$$

图 3 为不同方法以及阶数下的去噪效果。由图 3 可知, 分数阶积分的去噪效果优于中值滤波和均值滤波, 但随着分数阶积分阶次的增加图像的边缘和纹理等细节信息也越来越模糊。

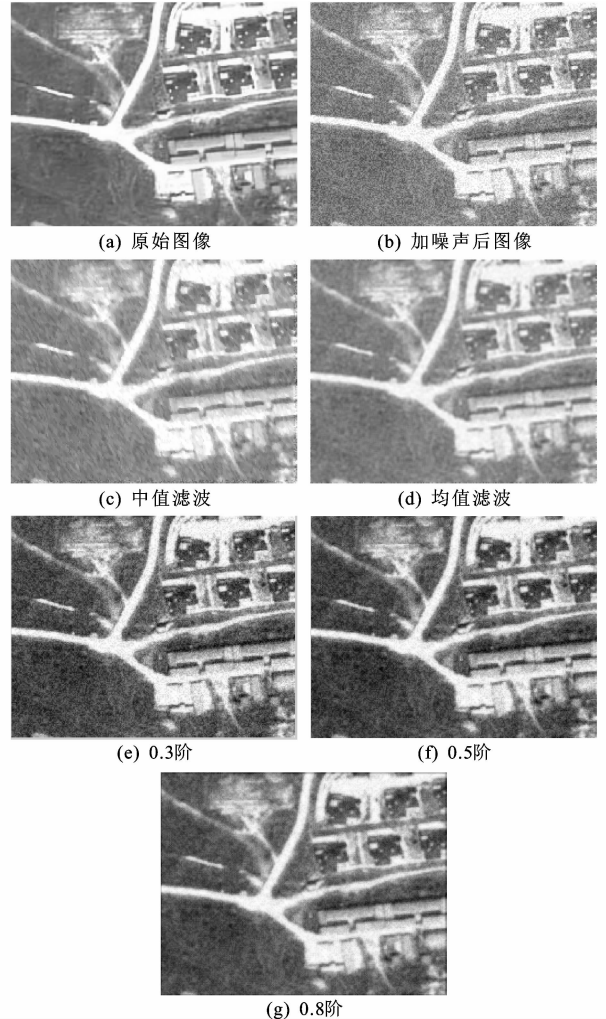


图 3 不同方法去噪结果对比

Fig. 3 Comparison results of different methods

表 1 为对图 3 检测结果的客观评价。由表 1 可知,当积分阶次为 0.5 时所对应的算子去噪后的图像具有最小的均方误差和最大的信噪比。分数阶积分算子在去噪效果上明显优于整数阶积分算子,即分数阶积分算子在去除图像平滑区域噪声的同时对图像边缘和纹理进行了保留。

表 1 对图 3 中检测结果的客观评价

Tab. 1 Objective evaluation of Fig. 3 Results

方法	中值	均值	0.3 阶	0.5 阶	0.8 阶
$M_{SE}$	0.007 6	0.007 2	0.004 7	0.004 1	0.005 2
$S_{NR}$	14.524	13.867	15.435	17.625	15.024

2.2 试验 2

目前,对于道路信息变化检测的结果,主要从检测概率、虚警率、漏警率 3 个方面进行评价<sup>[20-28]</sup>。检测概率为检测正确的像素在整个图像中的百分比;虚警率为实际非变化像素点,却被检测为变化的像素点在整个图像中的百分比;漏警率为没有被检测出来实际变化的像素点在整个图像中的百分比。

为了检验本文方法的有效性,选取多组试验数据进行测试,均得到了良好结果。试验中参考变化结果是通过观察 2 幅图像之间的差别手动提取出来的。此外,本文方法与以下 2 种方法进行了对比分析:方法 1 直接对差值图像采用空间邻域 FCM 方法提取变化的路网信息;方法 2 对差异图像进行分数阶积分后采用传统 FCM 方法提取变化的道路信息。如图 4 所示,试验采用的数据为无锡市郊区城市发展的多时相遥感数据。可见,其主要变化区域为图像下方消失的路面区域。2 幅图像的数据大小均为 250 像素×250 像素,256 阶灰度。表 2 给出 3 种方法的评价结果。

由图 4 和表 2 可知:方法 1 由于噪声的影响出现了很多杂点,会把实际非变化点当成变化的信息检测处理,使得虚警率高达 42.52%,图像下方变化的道路信息,因灰度差值较小没有被检测出来,漏警率达到了 9.14%,最终的检测概率只有 48.34%;方法 2 的分数阶积分算子降低了噪声的影响,虚警率降低到 18.85%,但 FCM 方法提取道路信息时由于没有考虑到邻域信息对变化区域的影响,本属于变化的区域仍然没有检测出来,最终检测概率也只有 75.52%;采用本文方法可以很好的消除噪声的影响,使虚警率仅有 3.6%,同时还降低了漏警率,最终的检测概率达到了 94.35%。

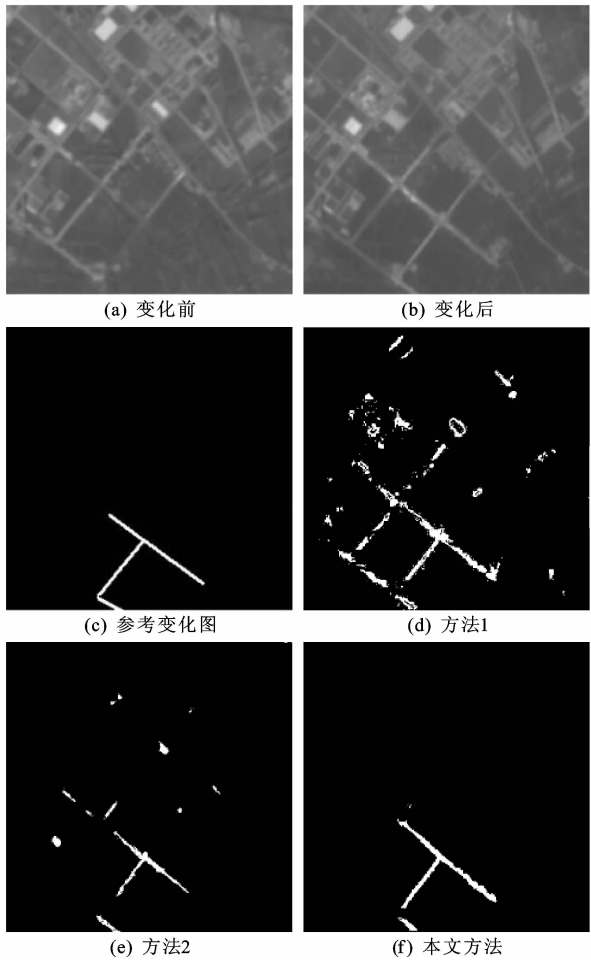


图 4 道路信息变化检测的 3 种算法对比结果

Fig. 4 Comparison results of road information change of three methods

表 2 对图 4 中检测结果的评价

Tab. 2 Objective evaluation of Fig. 4 Results

方法	检测概率	虚警率	漏警率	%
方法 1	48.34	42.52	9.14	
方法 2	75.52	18.85	5.63	
本文方法	94.35	3.60	2.05	

3 结 语

(1)标准的 FCM 算法对噪声敏感,直接应用于道路变形监测效果不佳。针对此问题,本文采用双时相遥感图像构造差值图,在预处理过程中采用较低阶次的分数阶积分方法对所获取的差值图像进行去噪处理,抑制噪声的同时保存纹理细节信息。

(2)在变化信息检测阶段,引入空间邻域信息,提出采用变化权值的思想,改进了标准 FCM 算法检测变化特征点,检测效果较好。采用多时相遥感图像验证本文方法,结果表明,本文方法优于其他 2 种算法。

(3)由于本文方法采用欧氏距离,而遥感数据像元的分布不服从各向同性或球体分布,因此实际使用时也可采用更适合遥感数据特点的距离度量,更好地提高检测效果。本文方法存在时间复杂度较高的缺点,这也是以后要改进的重点之一。

## 参考文献:

## References:

- [1] WANG Wei-xing, YANG Nan, ZHANG Yi, et al. A review of road extraction from remote sensing images[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering: English Edition, 2016, 3(3): 271-282.
- [2] ZHU Zhe. Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 370-384.
- [3] 佟国峰, 李勇, 丁伟利, 等. 遥感影像变化检测算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1561-1571.  
TONG Guo-feng, LI Yong, DING Wei-li, et al. Review of remote sensing image change detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(12): 1561-1571.
- [4] BENEDEK C, DESCOMBES X, ZERUBIA J. Building development monitoring in multitemporal remotely sensed image pairs with stochastic birth-death dynamics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1): 33-50.
- [5] VOLPI M, TUIA D, BOVOLO F, et al. Supervised change detection in VHR images using contextual information and support vector machines[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 20: 77-85.
- [6] GU Wei, LU Zhi-han, HAO Ming. Change detection method for remote sensing images based on an improved Markov random field[J]. Multimedia Tools and Applications 2017, 76(17): 17719-17734.
- [7] SGHAIER M O, LEPAGE R. Road extraction from very high resolution remote sensing optical images based on texture analysis and beamlet transform[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(5): 1946-1958.
- [8] 钟家强, 王润生. 一种基于线特征的道路网变化检测算法[J]. 遥感学报, 2007, 11(1): 27-32.  
ZHONG Jia-qiang, WANG Run-sheng. A road network change detection algorithm based on linear feature[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(1): 27-32.
- [9] 董明, 张海涛, 祝晓坤, 等. 基于遥感影像的地图道路网数据变化检测研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(2): 178-182.  
DONG Ming, ZHANG Hai-tao, ZHU Xiao-kun, et al. Change detection of road networks based on remote sensing image[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(2): 178-182.
- [10] 赵磊, 王斌, 张立明. 基于模糊C均值聚类 and 邻域分析的无监督多通道遥感图像变化检测[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(4): 395-401.  
ZHAO Lei, WANG Bin, ZHANG Li-ming. Unsupervised change detection for multichannel remote sensing images based on FCM and neighborhood analysis[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(4): 395-401.
- [11] 卢昭羿, 左小清, 黄亮, 等. 面向对象的投影互分割道路变化检测[J]. 国土资源遥感, 2012(3): 60-64.  
LU Zhao-yi, ZUO Xiao-qing, HUANG Liang, et al. Road change detection using object-oriented projective interactive partition[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2012(3): 60-64.
- [12] SONKA M, HLAVAC V, BOYLE R. Image processing, analysis and machine vision[M]. Boston: Springer, 1993.
- [13] PU Yi-fei, ZHOU Ji-liu, YUAN Xiao. Fractional differential mask: A fractional differential based approach for multiscale texture enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 491-511.
- [14] 黄果, 蒲亦非, 陈庆利, 等. 基于分数阶积分的图像去噪[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(4): 925-932.  
HUANG Guo, PU Yi-fi, CHEN Qing-li, et al. Research on image denoising based of fractional order integral[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(4): 923-932.
- [15] SONG Hong-xun, WANG Wei-xing, ZHANG Ting-ting, et al. Change detection algorithm on wavelet and Markov random field[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing & Pattern Recognition, 2015, 8(4): 181-192.
- [16] GONG Mao-guo, ZHAO Jiao-jiao, LIU Jia, et al. Change detection in synthetic aperture radar images based on deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 27(1): 125-138.
- [17] MACHADO J T, KIRYAKOVA V, MAINARDI F.



- Recent history of fractional calculus[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2011,16(3):1140-1153.
- [18] 王卫星,吴林春. 基于分数阶积分谷底边界检测的路面裂缝提取[J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2014,42(1):117-122.  
WANG Wei-xing, WU Lin-chun. Extraction of pavement cracks based on valley edge detection of fractional integral[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2014,42(1): 117-122.
- [19] 赵雪梅,李 玉,赵泉华. 结合马尔可夫高斯模型的双邻域模糊聚类分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016,28(4):615-623.  
ZHAO Xue-mei, LI Yu, ZHAO Quan-hua. A fuzzy clustering image segmentation algorithm with double neighborhood system combined with Markov Gaussian model[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2016,28(4):615-623.
- [20] 刘 晟,王卫星,曹 霆,等. 基于差分计盒维数及最大熵阈值的裂缝提取[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2015,35(5):13-21.  
LIU Sheng, WANG Wei-xing, CAO Ting, et al. Road crack extraction based on differential box dimension and maximum entropy threshold [J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2015,35(5):13-21.
- [21] MISHRA N S, GHOSH S, GHOSH A. Fuzzy clustering algorithms incorporating local information for change detection in remotely sensed images[J]. Applied Soft Computing, 2012,12(8):2683-2692.
- [22] 唐 侃,邹 波,汤振华,等. 融合像素级和对象级的遥感图像变化检测方法[J]. 测绘科学, 2017,42(5): 106-112.  
TANG Kan, ZOU Bo, TANG Zhen-hua, et al. A detection method of remote sensing images change by fused pixels-level and object-level[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017,42(5):106-112.
- [23] 贺拴海,赵祥模,马 建,等. 公路桥梁检测及评价技术综述[J]. 中国公路学报, 2017,30(11):63-80.  
HE Shuan-hai, ZHAO Xiang-mo, MA Jian, et al. Review of highway bridge inspection and condition assessment[J]. China Journal of Highway Transportation, 2017,30(11):63-80.
- [24] 刘 晟,王卫星,王珊珊,等. 模糊航空图像中的道路自动检测方法[J]. 交通运输工程学报, 2015,15(4): 110-117.  
LIU Sheng, WANG Wei-xing, WANG Shan-shan, et al. Automatic detection method of roads from fuzzy aerial images[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2015,15(4):110-117.
- [25] 杨忠振,邬珊华,罗红红,等. 道路网单向交通优化设计模型[J]. 交通运输工程学报, 2012,12(5):72-78.  
YANG Zhong-zhen, WU Shan-hua, LUO Hong-hong, et al. Optimization design model of one-way traffic for road network[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2012,12(5):72-78.
- [26] 惠记庄,罗 丽,杨永奎,等. 基于 SURF-BRISK 的目标识别匹配与定位方法研究[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2016,36(3):93-101.  
HUI Ji-zhuang, LUO li, YANG Yong-kui, et al. Research on location algorithm and target recognition matching based on SURF-BRISK [J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2016, 36(3):93-101.
- [27] 廖律超,蒋新华,林铭榛,等. 基于交通轨迹数据挖掘的道路限速信息识别方法[J]. 交通运输工程学报, 2015,15(5):118-126.  
LIAO Lu-chao, JIANG Xin-hua, LIN Ming-zhen, et al. Recognition method of road speed limit information based on data mining of traffic trajectory [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2015,15(5):118-126.
- [28] 蔡 磊,曲仕茹. 基于多目标聚类的车辆检测方法(英文)[J]. 中国公路学报, 2016,29(8):113-123.  
CAI Lei, QU Shi-ru. Multi-objective clustering based approach for vehicle detection (full text in English) [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(8):113-123.