



(21) 申请号 202010975834.X

G06F 17/11 (2006.01)

(22) 申请日 2020.09.16

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 108876807 A, 2018.11.23

申请公布号 CN 112131994 A

CN 1653332 A, 2005.08.10

(43) 申请公布日 2020.12.25

CN 1804657 A, 2006.07.19

(73) 专利权人 广东海洋大学

CN 1831556 A, 2006.09.13

地址 524088 广东省湛江市麻章区海大路1号

EP 2360621 A1, 2011.08.24

US 2018276492 A1, 2018.09.27

(72) 发明人 王观承 肖秀春 陈祥毅 李栋辉

李旭超; 刘燕; 李玉叶. 牛顿逼近迭代算法在图像恢复中的应用. 计算机应用与软件. 2017, (第11期), 第210-215、222页.

(74) 专利代理机构 北京快易权知识产权代理有限公司 11660

吴超; 安玮; 龙云利; 林两魁. 卫星红外图像中单帧目标检测算法研究. 电子对抗. 2008, (第05期), 第44-48页.

专利代理师 陈伟斯

审查员 周晓童

(51) Int. Cl.

G06V 20/13 (2022.01)

G06V 10/25 (2022.01)

权利要求书3页 说明书12页 附图2页

(54) 发明名称

一种抗噪的卫星图像小目标检测方法

(57) 摘要

本发明公开了图像处理技术领域的一种新型抗噪的卫星图像小目标检测算法,包括如下步骤:对原始图像进行处理,获取传统处理模型;改进传统处理模型,获取具备抗噪性能的算法模型;最后分析验证模型的准确性,本发明基于牛顿-拉弗森迭代算法模型,利用控制理论的积分控制原理,在牛顿-拉弗森迭代算法模型中加入积分项,从而提出应用在噪声干扰下小目标检测问题的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法模型;然后分别验证该算法在不同噪声条件下的收敛性,从理论上证明该算法的可行性,最后进行了相应的仿真实验,验证了所提出的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法模型的有效性,该模型应用于图像处理问题,有效地解决了卫星图像中的小目标检测问题。



1. 一种抗噪的卫星图像小目标检测方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1:对原始图像进行处理,获取传统处理模型;

具体为:设多光谱样本集为 $\Omega_i = [\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N]^T$, N 表示图像中总像元总数,且 $1 \leq i \leq N$;其中,每个像元 Ω_i 为 P 维向量; P 是波段数, $w = [w_1, w_2, \dots, w_p]^T$ 是需要检测的目标光谱信号作为已知信息,再设计一个滤波系数为 $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_p]^T$ 的有限冲激响应线性滤波器,使光谱信号经过该滤波器后,目标光谱仍能保持一定大小的输出,而背景光谱得到抑制,因此滤波器应该满足如下条件的约束:

$$w^T \delta = \sum_{l=1}^P w_l \delta_l = 1 \quad (1.1)$$

假设输入光谱数据 Ω_i 经过有限冲激响应线性滤波器,得到相应的输出数据为 O_i 可表示为:

$$O_i = \sum_{l=1}^P \delta_l \Omega_{il} = \Omega_i^T \delta \quad (1.2)$$

对应于所有输入 Ω_i 经过有限冲激响应线性滤波器后,平均输出能量为:

$$W = 1/N \sum_{i=1}^N O_i^2 = \delta^T R \delta \quad (1.3)$$

其中 $R = 1/N \sum_{i=1}^N \Omega_i \Omega_i^T$ 为自相关矩阵,结合(1.1)这一约束条件和式(1.3)平均输出能量最小便构成CEM算法的主要问题,同时转化为求最小值问题,用公式可表示为:

$$\begin{cases} \text{minimize} & \delta^T R \delta \\ \text{subject to} & w^T \delta(t) = 1 \end{cases} \quad (1.4)$$

此问题作为优化问题,运用拉格朗日乘数法,表达式可以写作:

$$L(\delta, \mu) = \delta^T R \delta + \mu (w^T \delta - 1) \quad (1.5)$$

其中 μ 是拉格朗日乘子,它和 δ 都是未知量,令式(1.5)导数等于0得到:

$$\frac{dL}{d\delta} = 2R\delta + \mu w^T = 0 \quad (1.6)$$

结合式(1.4)中的约束条件公式和式(1.6),得到最优解应满足以下条件:

$$\begin{cases} 2R\delta + \mu w^T = 0 \\ w^T \delta(t) = 1 \end{cases} \quad (1.7)$$

令 $A = \begin{bmatrix} 2R & w^T \\ w^T & 0 \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times (p+1)}$, $X = \begin{bmatrix} \delta \\ \mu \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times 1}$, $B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times 1}$,将CEM算法的问题转

化为线性方程求解问题,并将方程组等式列为:

$$AX = B \quad (1.8)$$

由式(1.8),构造出误差函数为:

$$E = AX - B \quad (1.9)$$

当式(1.9)存在理论解 X 时,有 $E=0$;由此可反证当 $E=0$ 时,可求得理论解 X ,为能够进行

迭代运算,需使变量离散化,故需在连续误差函数(1.9)需要采样为:

$$E_k = A_k X_k - B_k \quad (1.10)$$

其中 k 表示为第 k 次采样,而采样间隔是 $k\tau$;

S2:改进传统处理模型,获取具备抗噪性能的计算模型;

具体为:对传统处理模型中 E_k 进行求导,且 E_k 对时间的导数 \dot{E}_k :

$$\dot{E}_k = \frac{dE_k}{dX_k} \frac{dX_k}{dt} = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} \quad (2.11)$$

用函数 E 的泰勒级数的前面两项来寻找方程 $E=0$ 的近似根,结合式(2.11),对 E_k 在 $t=k\tau$ 时进行泰勒二阶展开,得到:

$$E_k + A_k \dot{X}_k \tau + O(\tau^2) = 0 \quad (2.12)$$

当采样间隔 τ 无穷小时的高阶无穷小残差项 $O(\tau^2)$ 可忽略不计,通过对式(2.12)移项并代入式(2.11)得到:

$$E_k = -A_k (X_{k+1} - X_k) \quad (2.13)$$

最终得到牛顿-拉弗森迭代法的迭代公式为:

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} E_k \quad (2.14)$$

因2范数是矩阵与其转置共轭矩阵的积的最大特征根的平方根值,表示空间上两个向量矩阵的直线距离;即根据2范数可判断算法收敛的精度,当范数越小,表示算法输出结果越接近理论值,算法的收敛性也越强,误差的2范数越小,则算法的误差越小,而根据式(2.12)可得此时误差的2范数为:

$$\|E_k\|_2 = \|A_k \dot{X}_k \tau + O(\tau^2)\|_2 = O(\tau) \quad (2.15)$$

故牛顿法的精度为 $O(\tau)$;

基于式(2.11),为了抑制噪声,增加了一个积分项,可以表示为:

$$\dot{E}_k = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} + \alpha \tau \sum_{i=0}^k E_i \quad (2.16)$$

其中 $\alpha > 0$ 是一个比例因子,结合(2.16)和(2.12),抗噪牛顿-拉弗森迭代算法可表达为:

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} (E_k + \alpha \tau^2 \sum_{i=0}^k E_i) \quad (2.17)$$

S3:分析验证模型的准确性。

2. 根据权利要求1所述的一种抗噪的卫星图像小目标检测方法,其特征在于:所述步骤S3具体为:理论分析和仿真验证。

3. 根据权利要求2所述的一种抗噪的卫星图像小目标检测方法,其特征在于:所述理论分析包括:分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的精度和收敛性,通过分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的误差函数收敛值可以判断算法的精度高低,误差函数收敛值越小其算法精度越高;结合误差函数收敛时间即可以分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的收敛性;此外,还研究了抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在不同噪声环境下的性能,在噪声环境下,误差函数越小代表噪声对算法模型的影响越小,即抗噪性能越强;在这些分析之前,为构造误差函数的表达式先对抗噪牛顿-拉弗森迭代算法进行转化;由式(2.16)被噪声扰动 ϵ_k 污染的抗噪牛顿-拉弗

森迭代算法可以等价表达为:

$$\dot{E}_k = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} + \alpha\tau \sum_{i=0}^k E_i + \varepsilon_k \quad (3.1)$$

对应地,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法可再写为:

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1}(E_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k) \quad (3.2)$$

由式(3.2)进行移项可得:

$$A_k(X_{k+1} - X_k) = E_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k \quad (3.3)$$

结合式(2.11)和(3.3)得:

$$\tau\dot{E}_k = E_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k \quad (3.4)$$

将 \dot{E}_k 用欧拉前向差分展开可得:

$$E_{k+1} + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k + O(\tau^2) = 0 \quad (3.5)$$

4. 根据权利要求2所述的一种抗噪的卫星图像小目标检测方法,其特征在于:所述仿真验证具体为:利用抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)对具体实例进行处理和分析,即将原图数据读入MATLAB软件,通过求解带等式约束的优化问题最终得到滤波器参数,图像经过滤波器滤波后再进行二值化处理。

一种抗噪的卫星图像小目标检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,具体为一种抗噪的卫星图像小目标检测方法。

背景技术

[0002] 随着地球科学的发展和技术的进步,人类已经不能仅仅满足于考察制图等来对地球进行探索。卫星图像技术因其在高空收集信息,能够大大增强人类对地球的观察能力而渐渐得到更多关注。卫星图像能够使人类在短时间内,从高处对大片区域进行观测,在观测中获得许多目标相关的观测数据材料。同时研究和观察卫星图像能够在相对较短的时间内更新和获取观察目标最新的资料,从而可以根据资料的变化来进行动态监测。卫星图像使信息资料数字化,较传统地图而言更加容易数字化处理。这使卫星图像技术依靠它范围广、周期短、数据可比性强等特点,在不同领域为人类对大自然观察与研究提供了一种更为经济的选择。得益于计算机硬件计算速度的极大提升、大数据集的诞生以及深度学习的发展,基于神经网络的目标检测算法性能表现得更为优异。目前流行的目标检测算法均使用卷积神经网络来进行,在舰船识别、污水处理厂识别、评估路网数据质量、土壤湿度检测等方面,在军事、工业、交通、农业等领域都能够发挥重要的作用。

[0003] 针对卫星图像中的小目标检测一直是图像处理的一个难题。与较大型目标相比小目标不论是数量还是大小在图片中往往占据很小的比例。正因为小目标的低分辨率,图像相对更模糊并且携带的信息过少导致其表征能力很弱。另外,当前图像的目标检测是以大型目标的检测为主,会出现小目标被动忽视的情况,一旦出现这种情况,会大大降低我们对目标检测的精度,甚至导致目标检测失败。但是有时候关键信息隐含在小目标当中,研究人员可以依靠小目标更好地解释图像,所以在某些应用中,小目标在图像识别中具有一定的研究价值,Harsanyi提出了只要提取特点目标向量且可以减弱其他方向干扰的CEM算法。该算法的主要思想就是提取特定方向的信号而衰减其他方向的信号干扰,从而将感兴趣目标从图像中分离出来,利用CEM算子对待检测像元进行匹配计算来寻找目标。目标检测算法由于需要目标光谱的先验信息,所以有着很好的检测效果。即使目标光谱的某些波段有较大的变化,或者所有波段的能量提高或降低,得益于高光谱数据有许多不同的波段,目标光谱的整体波段方向也不会受到影响,即不会对检测结果产生较大影响。因此算法能够抑制背景信息而使目标像素保持较大的输出,从而有效地分离目标光谱与背景光谱的优点。通过观察,我们可以发现求解CEM模型本质上是优化问题,通过拉格朗日乘数法将其转换成求解线性方程组的问题,求解线性方程组问题算法可大概分为两种:迭代算法和卷积神经网络算法,其中迭代算法包括梯度下降法,牛顿法(Newton Raphson Iterative,NRI)和牛顿法的变形等。小目标检测中许多的问题可以归结为矩阵方程组求解优化问题。小目标检测问题可以结合基于线性混合模型的约束能量最小化方法(Constrained Energy Minimization,CEM)将小目标检测问题转换成线性矩阵方程组求解优化问题。在计算机运算过程中会不可避免地产生噪声,但许多方法没有考虑到噪声的影响,在有干扰的情况下性能会大大降低,甚至失效。因此亟需研究一种能够抑制噪声影响的新方法,基于此,本发

明设计了一种新型抗噪的卫星图像小目标检测算法,以解决上述问题。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种新型抗噪的卫星图像小目标检测算法,以解决上述背景技术中提出的问题。

[0005] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:一种新型抗噪的卫星图像小目标检测算法,包括如下步骤:

[0006] S1:对原始图像进行处理,获取传统处理模型;

[0007] S2:改进传统处理模型,获取具备抗噪性能的算法模型;

[0008] S3:分析验证模型的准确性。

[0009] 进一步的,所述步骤S1具体为:设多光谱样本集为 $\Omega_i = [\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N]^T$, N表示图像中总像元总数,且 $1 \leq i \leq N$;其中,每个像元 Ω_i 为P维向量;P是波段数, $w = [w_1, w_2, \dots, w_p]^T$ 是需要检测的目标光谱信号作为已知信息,再设计一个滤波系数为 $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_p]^T$ 的有限冲激响应线性滤波器,使光谱信号经过该滤波器后,目标光谱仍能保持一定大小的输出,而背景光谱得到抑制,因此滤波器应该满足如下条件的约束:

$$[0010] \quad w^T \delta = \sum_{i=1}^P w_i \delta_i = 1 \quad (1.1)$$

[0011] 假设输入光谱数据 Ω_i 经过有限冲激响应线性滤波器,得到相应的输出数据为 O_i 可表示为:

$$[0012] \quad O_i = \sum_{i=1}^P \delta_i \Omega_{ii} = \Omega_i^T \delta \quad (1.2)$$

[0013] 对应于所有输入 Ω_i 经过有限冲激响应线性滤波器后,平均输出能量为:

$$[0014] \quad W = 1/N \sum_{i=1}^N O_i^2 = \delta^T R \delta \quad (1.3)$$

[0015] 其中 $R = 1/N \sum_{i=1}^N \Omega_i \Omega_i^T$ 为自相关矩阵,结合(1.1)这一约束条件和式(1.3)平均输出能量最小便构成CEM算法的主要问题,同时转化为求最小值问题,用公式可表示为:

$$[0016] \quad \begin{cases} \text{minimize} & \delta^T R \delta \\ \text{subject to} & w^T \delta(t) = 1 \end{cases} \quad (1.4)$$

[0017] 此问题作为优化问题,运用拉格朗日乘数法,表达式可以写作:

$$[0018] \quad L(\delta, \mu) = \delta^T R \delta + \mu (w^T \delta - 1) \quad (1.5)$$

[0019] 其中 μ 是拉格朗日乘子,它和 δ 都是未知量,令式(1.5)导数等于0得到:

$$[0020] \quad \frac{dL}{d\delta} = 2R\delta + \mu w^T = 0 \quad (1.6)$$

[0021] 结合式(1.4)中的约束条件公式和式(1.6),得到最优解应满足以下条件:

$$[0022] \quad \begin{cases} 2R\delta + \mu w^T = 0 \\ w^T \delta(t) = 1 \end{cases} \quad (1.7)$$

[0023] 令 $A = \begin{bmatrix} 2R & w^T \\ w^T & 0 \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times (p+1)}$, $X = \begin{bmatrix} \delta \\ \mu \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times 1}$, $B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times 1}$, 将CEM算法的问题

转化为线性方程求解问题, 并将方程组等式列为:

[0024] $AX=B$ (1.8) 由式 (1.8), 构造出误差函数为:

[0025] $E=AX-B$ (1.9) 当式 (1.9) 存在理论解 X 时, 有 $E=0$; 由此可反证当 $E=0$ 时, 可求得理论解 X , 为能够进行迭代运算, 需使变量离散化, 故需在连续误差函数 (1.9) 需要采样为:

[0026] $E_k = A_k X_k - B_k$ (1.10)

[0027] 其中 k 表示为第 k 次采样, 而采样间隔是 $k\tau$ 。

[0028] 进一步的, 所述步骤 S2 具体为: 对传统处理模型中 E_k 进行求导, 且 E_k 对时间的导数 \dot{E}_k :

$$[0029] \quad \dot{E}_k = \frac{dE_k}{dX_k} \frac{dX_k}{dt} = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} \quad (2.11)$$

[0030] 用函数 E 的泰勒级数的前面两项来寻找方程 $E=0$ 的近似根, 结合式 (2.11), 对 E_k 在 $t=k\tau$ 时进行泰勒二阶展开, 得到:

$$[0031] \quad E_k + A_k \dot{X}_k \tau + O(\tau^2) = 0 \quad (2.12)$$

[0032] 当采样间隔 τ 无穷小时的高阶无穷小残差项 $O(\tau^2)$ 可忽略不计, 通过对式 (2.12) 移项并代入式 (2.11) 得到:

$$[0033] \quad E_k = -A_k (X_{k+1} - X_k) \quad (2.13)$$

[0034] 最终得到牛顿-拉弗森迭代法的迭代公式为:

$$[0035] \quad X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} E_k \quad (2.14)$$

[0036] 因 2 范数是矩阵与其转置共轭矩阵的积的最大特征根的平方根值, 表示空间上两个向量矩阵的直线距离; 即根据 2 范数可判断算法收敛的精度, 当范数越小, 表示算法输出结果越接近理论值, 算法的收敛性也越强, 误差的 2 范数越小, 则算法的误差越小, 而根据式 (2.12) 可得此时误差的 2 范数为:

$$[0037] \quad \|E_k\|_2 = \|A_k \dot{X}_k \tau + O(\tau^2)\|_2 = O(\tau) \quad (2.15)$$

[0038] 故牛顿法的精度为 $O(\tau)$;

[0039] 基于式 (2.11), 为了抑制噪声, 增加了一个积分项, 可以表示为:

$$[0040] \quad \dot{E}_k = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} + \alpha \tau \sum_{i=0}^k E_i \quad (2.16)$$

[0041] 其中 $\alpha > 0$ 是一个比例因子, 结合 (2.16) 和 (2.12), 抗噪牛顿-拉弗森迭代

[0042] 算法可表达为:

$$[0043] \quad X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} (E_k + \alpha \tau^2 \sum_{i=0}^k E_i) \quad (2.17)$$

[0044] 进一步的, 所述步骤 S3 具体为: 理论分析和仿真验证。

[0045] 进一步的, 所述理论分析包括: 分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的精度和收敛性, 通过分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的误差函数收敛值可以判断算法的精度高低, 误差函数收敛值越小其算法精度越高; 结合误差函数收敛时间即可以分析抗噪牛顿-拉弗森迭代

算法的收敛性;此外,还研究了抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在不同噪声环境下的性能,在噪声环境下,误差函数越小代表噪声对算法模型的影响越小,即抗噪性能越强;在这些分析之前,为构造误差函数的表达式先对抗噪牛顿-拉弗森迭代算法进行转化;由式(2.16)被噪声扰动 ε_k 污染的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法可以等价表达为:

$$[0046] \quad \dot{E}_k = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} + \alpha\tau \sum_{i=0}^k E_i + \varepsilon_k \quad (3.1)$$

[0047] 对应地,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法可再写为:

$$[0048] \quad X_{k+1} = X_k - A_k^{-1}(E_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k) \quad (3.2)$$

[0049] 由式(3.2)进行移项可得:

$$[0050] \quad A_k(X_{k+1} - X_k) = E_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k \quad (3.3)$$

[0051] 结合式(2.11)和(3.3)得:

$$[0052] \quad \tau\dot{E}_k = E_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k \quad (3.4)$$

[0053] 将 \dot{E}_k 用欧拉前向差分展开可得:

$$[0054] \quad E_{k+1} + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k + O(\tau^2) = 0 \quad (3.5)$$

[0055] 进一步的,所述仿真验证具体为:利用抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)对具体实例进行处理和分析,即将原图数据读入MATLAB软件,通过求解带等式约束的优化问题最终得到滤波器参数,图像经过滤波器滤波后再进行二值化处理。

[0056] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:本发明在牛顿-拉弗森迭代算法模型基础上,提出应用在噪声干扰下小目标检测问题的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法模型;结合基于线性混合模型的CEM算法将小目标提取问题转换成线性矩阵方程组求解问题,利用抗噪牛顿-拉弗森迭代算法模型可以求解该矩阵方程并完成小目标检测,最后使用MATLAB软件进行对地表水源分布观察和分析的仿真实验,总结出抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在四种不同噪声环境下均能够成功提取小目标,而牛顿-拉弗森迭代算法在有噪声的情况下图像中有许多的噪声,小目标提取会失败;在算法精度方面,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在不同噪声下也拥有更高的精度,算法误差更小,由此证明了将抗噪牛顿-拉弗森迭代算法应用在小目标提取问题的可行性,且在噪声抑制方面具有良好的性能。

附图说明

[0057] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例描述所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0058] 图1为本发明流程图;

[0059] 图2为无噪声下抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在 $\tau=0.001s$ 时地表水源分布检测提取结果图, (a) 卫星原图; (b) 经过滤波器滤波后的图像; (c) 滤波后经二值化处理的图像; (d) 最终目标检测提取的轮廓图像;

[0060] 图3为存在恒定噪声 $\varepsilon=10$ 时抗噪牛顿-拉弗森迭代算法和牛顿-拉弗森迭代算法在 $\tau=0.001s$ 时地表水源分布检测提取结果图, (a) 抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的小目标检测提取效果图; (b) 牛顿-拉弗森迭代算法的小目标检测提取效果图; (c) 抗噪牛顿-拉弗森迭代算法小目标检测提取的误差图; (d) 牛顿-拉弗森迭代算法小目标检测提取的误差图;

[0061] 图4为存在线性噪声 $\varepsilon=k\tau$ 时抗噪牛顿-拉弗森迭代算法和牛顿-拉弗森迭代算法在 $\tau=0.001s$ 时地表水源分布检测提取结果图, (a) 抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的小目标检测提取效果图; (b) 牛顿-拉弗森迭代算法的小目标检测提取效果图; (c) 抗噪牛顿-拉弗森迭代算法小目标检测提取的误差图; (d) 牛顿-拉弗森迭代算法小目标检测提取的误差图;

[0062] 图5为存在有界随机噪声 $\varepsilon_m=5$ 时抗噪牛顿-拉弗森迭代算法和牛顿-拉弗森迭代算法在 $\tau=0.001s$ 时地表水源分布检测提取结果图, (a) 抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的小目标检测提取效果图; (b) 牛顿-拉弗森迭代算法的小目标检测提取效果图; (c) 抗噪牛顿-拉弗森迭代算法小目标检测提取的误差图; (d) 牛顿-拉弗森迭代算法小目标检测提取的误差图。

具体实施方式

[0063] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本发明保护的范围。

[0064] 在本发明的描述中,需要理解的是,术语“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“顶”、“底”、“内”、“外”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。

[0065] 请参阅图1,本发明提供一种技术方案:一种新型抗噪的卫星图像小目标检测算法,包括如下步骤:

[0066] S1:对原始图像进行处理,获取传统处理模型;

[0067] S2:改进传统处理模型,获取具备抗噪性能的算法模型;

[0068] S3:分析验证模型的准确性。

[0069] 其中,步骤S1具体为:设多光谱样本集为 $\Omega_i = [\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N]^T$, N 表示图像中总像元总数,且 $1 \leq i \leq N$;其中,每个像元 Ω_i 为 P 维向量; P 是波段数, $w = [w_1, w_2, \dots, w_p]^T$ 是需要检测的目标光谱信号作为已知信息,再设计一个滤波系数为 $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_p]^T$ 的有限冲激响应线性滤波器,使光谱信号经过该滤波器后,目标光谱仍能保持一定大小的输出,而背景光谱得到抑制,因此滤波器应该满足如下条件的约束:

$$[0070] \quad w^T \delta = \sum_{i=1}^P w_i \delta_i = 1 \quad (1.1)$$

[0071] 假设输入光谱数据 Ω_i 经过有限冲激响应线性滤波器,得到相应的输出数据为 O_i 可表示为:

$$[0072] \quad O_i = \sum_{l=1}^P \delta_l \Omega_{il} = \Omega_i^T \delta \quad (1.2)$$

[0073] 对应于所有输入 Ω_i 经过有限冲激响应线性滤波器后,平均输出能量为:

$$[0074] \quad W = 1/N \sum_{i=1}^N O_i^2 = \delta^T R \delta \quad (1.3)$$

[0075] 其中 $R = 1/N \sum_{i=1}^N \Omega_i \Omega_i^T$ 为自相关矩阵,结合(1.1)这一约束条件和式(1.3)平均输出能量最小便构成CEM算法的主要问题,同时转化为求最小值问题,用公式可表示为:

$$[0076] \quad \begin{cases} \text{minimize} & \delta^T R \delta \\ \text{subject to} & w^T \delta(t) = 1 \end{cases} \quad (1.4)$$

[0077] 此问题作为优化问题,运用拉格朗日乘数法,表达式可以写作:

$$[0078] \quad L(\delta, \mu) = \delta^T R \delta + \mu (w^T \delta - 1) \quad (1.5)$$

[0079] 其中 μ 是拉格朗日乘子,它和 δ 都是未知量,令式(1.5)导数等于0得到:

$$[0080] \quad \frac{dL}{d\delta} = 2R\delta + \mu w^T = 0 \quad (1.6)$$

[0081] 结合式(1.4)中的约束条件公式和式(1.6),得到最优解应满足以下条件:

$$[0082] \quad \begin{cases} 2R\delta + \mu w^T = 0 \\ w^T \delta(t) = 1 \end{cases} \quad (1.7)$$

[0083] 令 $A = \begin{bmatrix} 2R & w^T \\ w^T & 0 \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times (p+1)}$, $X = \begin{bmatrix} \delta \\ \mu \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times 1}$, $B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \in R^{(p+1) \times 1}$,将CEM算法的问

题转化为线性方程求解问题,并将方程组等式列为:

[0084] $AX=B$ (1.8)由式(1.8),构造出误差函数为:

[0085] $E=AX-B$ (1.9)当式(1.9)存在理论解 X 时,有 $E=0$;由此可反证当 $E=0$ 时,可求得理论解 X ,为能够进行迭代运算,需使变量离散化,故需在连续误差函数(1.9)需要采样为:

$$[0086] \quad E_k = A_k X_k - B_k \quad (1.10)$$

[0087] 其中 k 表示为第 k 次采样,而采样间隔是 $k\tau$ 。

[0088] 步骤S2具体为:对传统处理模型中 E_k 进行求导,且 E_k 对时间的导

[0089] 数 \dot{E}_k :

$$[0090] \quad \dot{E}_k = \frac{dE_k}{dX_k} \frac{dX_k}{dt} = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} \quad (2.11)$$

[0091] 用函数 E 的泰勒级数的前面两项来寻找方程 $E=0$ 的近似根,结合式(2.11),对 E_k 在 $t=k\tau$ 时进行泰勒二阶展开,得到:

$$[0092] \quad E_k + A_k \dot{X}_k \tau + O(\tau^2) = 0 \quad (2.12)$$

[0093] 当采样间隔 τ 无穷小时的高阶无穷小残余项 $O(\tau^2)$ 可忽略不计,通过对式(2.12)移

项并代入式(2.11)得到:

$$[0094] \quad E_k = -A_k (X_{k+1} - X_k) \quad (2.13)$$

[0095] 最终得到牛顿-拉弗森迭代法的迭代公式为:

$$[0096] \quad X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} E_k \quad (2.14)$$

[0097] 因2范数是矩阵与其转置共轭矩阵的积的最大特征根的平方根值,表示空间上两个向量矩阵的直线距离;即根据2范数可判断算法收敛的精度,当范数越小,表示算法输出结果越接近理论值,算法的收敛性也越强,误差的2范数越小,则算法的误差越小,而根据式(2.12)可得此时误差的2范数为:

$$[0098] \quad \|E_k\|_2 = \|A_k \dot{X}_k \tau + O(\tau^2)\|_2 = O(\tau) \quad (2.15)$$

[0099] 故牛顿法的精度为 $O(\tau)$;

[0100] 基于式(2.11),为了抑制噪声,增加了一个积分项,可以表示为:

$$[0101] \quad \dot{E}_k = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} + \alpha \tau \sum_{i=0}^k E_i \quad (2.16)$$

[0102] 其中 $\alpha > 0$ 是一个比例因子,结合(2.16)和(2.12),抗噪牛顿-拉弗森迭代

[0103] 算法可表达为:

$$[0104] \quad X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} (E_k + \alpha \tau^2 \sum_{i=0}^k E_i) \quad (2.17)$$

[0105] 步骤S3具体为:理论分析和仿真验证。

[0106] 理论分析包括:分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的精度和收敛性,通过分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的误差函数收敛值可以判断算法的精度高低,误差函数收敛值越小其算法精度越高;结合误差函数收敛时间即可以分析抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的收敛性;此外,还研究了抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在不同噪声环境下的性能,在噪声环境下,误差函数越小代表噪声对算法模型的影响越小,即抗噪性能越强;在这些分析之前,为构造误差函数的表达式先对抗噪牛顿-拉弗森迭代算法进行转化;由式(2.16)被噪声扰动 ε_k 污染的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法可以等价表达为:

$$[0107] \quad \dot{E}_k = A_k \frac{X_{k+1} - X_k}{\tau} + \alpha \tau \sum_{i=0}^k E_i + \varepsilon_k \quad (3.1)$$

[0108] 对应地,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法可再写为:

$$[0109] \quad X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} (E_k + \alpha \tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau \varepsilon_k) \quad (3.2)$$

[0110] 由式(3.2)进行移项可得:

$$[0111] \quad A_k (X_{k+1} - X_k) = E_k + \alpha \tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau \varepsilon_k \quad (3.3)$$

[0112] 结合式(2.11)和(3.3)得:

$$[0113] \quad \tau \dot{E}_k = E_k + \alpha \tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau \varepsilon_k \quad (3.4)$$

[0114] 将 \dot{E}_k 用欧拉前向差分展开可得:

$$[0115] \quad E_{k+1} + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E_i + \tau\varepsilon_k + O(\tau^2) = 0 \quad (3.5)$$

[0116] 仿真验证具体为:利用抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)对具体实例进行处理和分析,即将原图数据读入MATLAB软件,通过求解带等式约束的优化问题最终得到滤波器参数,图像经过滤波器滤波后再进行二值化处理,以从高德地图中截取中国广东省湛江市麻章区岭北镇附近的RGB卫星地图,用此卫星图像进行地表水源的检测和提取,由卫星图可得地表水源的光谱信息 $w = [0.2549; 0.3059; 0.3686]$,将使用牛顿法和抗噪牛顿-拉弗森迭代算法在不同噪声工作环境下进行目标物的检测和提取。

[0117] 实施例一

[0118] 无噪声收敛和无噪声下仿真:

[0119] 通过证明误差的2范数能够收敛从而证明抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)能够在此条件下收敛,在此基础上提出了理论1。

[0120] 理论1:用抗噪牛顿-拉弗森迭代算法求解线性矩阵方程,当 $0 < \alpha\tau^2$

[0121] < 1 时,误差的2范数 $\|E\|_2$ 收敛到 $O(\tau^2)$ 。

[0122] 证明:由式(3.5)可得在第 $(k+1)$ 采样瞬间无噪声(即 $\varepsilon = 0$ 时)的第 j 子系统可以表示为:

$$[0123] \quad E^j_{k+1} + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^k E^j_i + O(\tau^2) = 0 \quad (3.6)$$

[0124] 类似的,式(3.5)的第 j 子系统在第 k 个采样瞬间的值可以表示为:

$$[0125] \quad E^j_k + \alpha\tau^2 \sum_{i=0}^{k-1} E^j_i + O(\tau^2) = 0 \quad (3.7)$$

[0126] 那么,用式(3.6)减去(3.7)就可以得到:

$$[0127] \quad E^j_{k+1} = \beta E^j_k + O(\tau^2) \quad (3.8)$$

[0128] 其中 $\beta = 1 - \alpha\tau^2$ 。根据(3.8)有

$$E^j_{k+1} = \beta E^j_k + O(\tau^2)$$

$$= \beta(\beta E^j_{k-1} + O(\tau^2)) + O(\tau^2)$$

$$[0129] \quad = \beta^2 E^j_{k-1} + O(\tau^2)$$

⋮

$$= \beta^{k+1} E^j_0 + O(\tau^2)$$

[0130] 如 $0 < \beta < 1$,即 $0 < \alpha\tau^2 < 1$,有:

$$[0131] \quad \lim_{k \rightarrow \infty} E^j_{k+1} = O(\tau^2) \quad (3.9)$$

[0132] 因此,得到:

$$[0133] \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \|E_{k+1}\|_2 = O(\tau^2) \quad (3.10)$$

[0134] 即证明在无噪声情况下模型收敛;且通过以上分析,证明用抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)求解动态矩阵方程,初始状态 X_0 收敛到理论解附近,剩余误差为 $O(\tau^2)$;此外,与精度为 $O(\tau)$ 的牛顿-拉弗森迭代算法(2.14)相比,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)可以将精度提高到 $O(\tau^2)$;

[0135] 无噪声情况下用抗噪牛顿-拉弗森迭代算法进行地表水源分布检测提取的结果图像如图2(a)所示,设置采样间隔 $\tau=0.001s$, $\beta=0.1$,将原图数据读入MATLAB软件,通过求解带等式约束的优化问题最终得到滤波器参数,经过滤波器滤波后卫星图像变成图2(b),为了使图像变得更加清晰,我们将图2(b)进行二值化处理得到图2(c),同时基于图2(c)绘制出白色区域的轮廓从而得到图2(d);通过图2(a)和图2(c)的对比,我们可以清楚地得到地表水源的分布图,在原图中面积较小的地表水源也能在图2(c)中得到清晰展现。

[0136] 实施例二

[0137] 对恒定噪声的鲁棒性和恒定噪声下仿真:

[0138] 工业生产中经常会遇到随机噪声的常值噪声、偏移量和平均值,为了证明抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)在恒定噪声下的抗干扰性,通过在误差函数后添加恒定噪声干扰项,并通过证明误差的2范数能够收敛从而证明抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)能够在恒定噪声条件下收敛,在此基础上提出了理论2。

[0139] 理论2:恒定噪声下用抗噪牛顿-拉弗森迭代算法求解线性矩阵方程,误差的2范数 $\|E\|_2$ 收敛到 $O(\tau^2)$;

[0140] 证明:受恒定噪声干扰的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)可表示为:

$$[0141] \quad E_{k+1}^j = \beta E_k^j + \tau \varepsilon + O(\tau^2) \quad (3.11)$$

[0142] 类似于理论1的证明,式(3.11)的第j个子系统的(k+1)采样时刻和第k采样时刻的表达式之间的差异可以表示为:

$$[0143] \quad E_{k+1}^j = \beta E_k^j + O(\tau^2) \quad (3.12)$$

[0144] 其表达式和式(3.8)一样,因此,其证明类似上面收敛性的证明;

[0145] 需要强调的是,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)的稳态残差与恒定噪声无关,也就是说,无论恒定噪声有多大,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的精度总是 $O(\tau^2)$;

[0146] 在此分别利用抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)在恒定噪声扰动下对卫星图片进行滤波处理,并进行水源信息的检测提取以对比两个算法的抗噪性能;并且通过对比抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)的残差判断算法在恒定噪声下的收敛能力,在有恒定噪声 $\varepsilon=10$ 干扰时抗噪牛顿-拉弗森迭代算法和牛顿-拉弗森迭代算法地表水源分布检测提取结果如图3所示,设置采样间隔 $\tau=0.001s$, $\beta=0.1$ 。将图3(a),图3(b)与图2(a),图2(c)对比可以看出抗噪牛顿-拉弗森迭代算法对于恒定噪声有着优异的抗噪性能,在恒定噪声干扰下的小目标检测提取图像与无噪声时一样,而牛顿-拉弗森迭代算法因不具备抗噪性能,所生成的图像与原图相差巨大,不能从中得到有效信息;两种算法在恒定噪声下的差别还可以从其求解优化问题的精度可以看出,通过对比图3(c)和图3(d),我们可以看到抗噪牛顿-拉弗森迭代算法精度为0.4,而抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的精度达到 10^{-15} ,误差可忽略不计,而牛顿-拉弗森迭代算法求解出来的误差较大,从而导致小目标检测提取失败。

[0147] 实施例三

[0148] 对线性噪声的鲁棒性和线性噪声下仿真:

[0149] 为了证明抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)在线性噪声下的抗干扰性,通过在误差函数后添加线性噪声干扰项,并通过证明误差的2范数能够收敛从而证明牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)能够在此条件下收敛,在此基础上提出了理论3。

[0150] 理论3:用抗噪牛顿-拉弗森迭代(3.2)算法,在有线性噪声 $\varepsilon_k = k\tau\zeta + \delta$ 时候求解线性矩阵方程,误差的2范数收敛到 $\frac{\|\zeta\|_2}{\alpha} + O(\tau^2)$ 。

[0151] 证明:受线性噪声 $k\tau\zeta$ 扰动的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)可

[0152] 表示为:

$$E_{k+1} = \beta E_k + k\tau^2\zeta + \tau\delta + O(\tau^2) \quad (3.13)$$

[0154] 类似理论1的证明,由公式(3.13)有:

$$E_{k+1}^j = \beta E_k^j + \tau^2\zeta + O(\tau^2) \quad (3.14)$$

[0156] 然后进行反向迭代,可得:

$$\begin{aligned} E_{k+1}^j &= \beta E_k^j + \tau^2\zeta + O(\tau^2) \\ &= \beta(\beta E_{k-1}^j + \tau^2\zeta + O(\tau^2)) + \tau^2\zeta + O(\tau^2) \\ &= \beta^2 E_{k-1}^j + (\beta+1)\tau^2\zeta + O(\tau^2) \end{aligned}$$

[0157] \vdots

$$\begin{aligned} &= \beta^{k+1} E_0^j + (\beta^k + \dots + 1)\tau^2\zeta + O(\tau^2) \\ &= \beta^{k+1} E_0^j + \tau^2\zeta \frac{1-\beta^{k+1}}{1-\beta} + O(\tau^2) \end{aligned}$$

[0158] 因此,当 $k \rightarrow \infty$,有:

$$E_{k+1}^j = \frac{\zeta}{\alpha} + O(\tau^2) \quad (3.15)$$

[0160] 因此误差的2范数最终收敛于:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|E_{k+1}\|_2 = \frac{\|\zeta\|_2}{\alpha} + O(\tau^2) \quad (3.16)$$

[0162] 对于线性噪声,通过增大比例因子 α 可以保证抗噪牛顿-拉弗森迭代算法(3.2)的高精度,此外,在 $\zeta=0$ 的情况下,线性噪声可视为常值噪声,其精度近似为 $O(\tau^2)$,证明了理论2的正确性;

[0163] 在此分别利用抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)在线性噪声扰动下对卫星图片进行滤波处理,并进行水源信息的检测提取以对比两个算法的抗噪性能;并且通过对比抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(3.2)和抗噪牛顿-拉弗森迭代模型(2.14)的残差判断算法在线性噪声下的收敛能力;在线性噪声 $\varepsilon = k\tau$ 干扰时抗噪牛顿-拉弗森迭代算法和牛顿-拉弗森迭代算法对地表水源分布检测提取结果如图4所示,设置采样间隔 $\tau = 0.001s$, $\beta = 0.1$;将图4(a),图4(b)与图2(a),图2(c)对比可以看出抗噪牛顿-拉弗森迭代算法对于线性噪声有着优异的抗噪性能,在线性噪声干扰下的小目标检测提取图像与无噪声时一样,而牛顿-拉弗森迭代算法因不具备抗噪性能,误差会发生发散,从而导致不能从图4(b)中得到有效信息;两种算法在线性噪声下的差别还可以从其求解优化问题的精度可以看出,通过对比图4(c)和图4(d),我们可以看到抗噪牛顿-拉弗森迭代算法的精度约为 10^{-5} ,误差可忽略不计;牛顿-拉弗森迭代算法的误差随线性噪声增大而逐渐增大,在线性噪声的干扰下求解出来的误差较大,从而导致小目标检测提取失败。

[0164] 实施例四

[0165] 有界随机噪声的鲁棒性和有界随机噪声下仿真

[0166] 为了证明抗噪牛顿-拉弗森迭代 (3.2) 在有界随机噪声下的抗干扰性,通过在误差函数后添加有界随机噪声干扰项,并通过证明误差的2范数能够收敛从而证明抗噪牛顿-拉弗森迭代算法 (3.2) 能够在此条件下收敛,在此基础上提出了理论4。

[0167] 理论4:用抗噪牛顿-拉弗森迭代算法求解线性矩阵方程,受有界随机噪声 $\varepsilon_k \in (-\varepsilon_m, \varepsilon_m)$ 污染,其中 ε_m 是随机噪声的边界,误差的2范数 $\|E\|_2$ 上界为 $\frac{\sqrt{(p+1)\varepsilon_m}}{\alpha\tau} + O(\tau^2)$ 。

[0168] 证明:从式 (3.5) 开始,受有界随机噪声干扰的抗噪牛顿-拉弗森迭代算法 (3.2) 可以表示为:

$$[0169] \quad E_{k+1} = \beta E_k + \tau \varepsilon_k + O(\tau^2) \quad (3.17)$$

[0170] 类似的,式 (3.17) 可以重新写作:

$$[0171] \quad E_{k+1}^j = \beta E_k^j + \tau \Delta \varepsilon_k + O(\tau^2) \quad (3.18)$$

[0172] 其中 $\Delta \varepsilon_k = \varepsilon_k - \varepsilon_{k-1} \leq 2\varepsilon_m$ 。因此,基于式 (3.18) 和 (3.19) 进行反向迭代会得到:

$$\begin{aligned}
 & E_{k+1}^j = \beta E_k^j + \tau \Delta \varepsilon_k + O(\tau^2) \\
 & \leq \beta E_k^j + 2\tau \varepsilon_m + O(\tau^2) \\
 & \leq \beta(\beta E_{k-1}^j + 2\tau \varepsilon_m + O(\tau^2)) + \tau^2 \zeta + O(\tau^2) \\
 [0173] \quad & \leq \beta^2 E_{k-1}^j + (\beta+1)2\tau \varepsilon_m + O(\tau^2) \\
 & \vdots \\
 & \leq \beta^{k+1} E_0^j + (\beta^k + \dots + 1)2\tau \varepsilon_m + O(\tau^2) \\
 & \leq \beta^2 E_0^j + 2\tau \varepsilon_m \frac{1-\beta^{k+1}}{1-\beta} + O(\tau^2)
 \end{aligned}$$

[0174] 因此,当 $k \rightarrow \infty$, 有:

$$[0175] \quad \lim_{k \rightarrow \infty} E_{k+1}^j = \frac{2\varepsilon_m}{\alpha\tau} + O(\tau^2) \quad (3.19)$$

[0176] 因此误差的2范数最终收敛于:

$$[0177] \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \|E_{k+1}\|_2 = \frac{2\sqrt{p+1}\varepsilon_m}{\alpha\tau} + O(\tau^2) \quad (3.20)$$

[0178] 该模型都保持较好的抗干扰性,避免算法的性能在有干扰的情况下大打折扣甚至失效;

[0179] 在此分别利用抗噪牛顿-拉弗森迭代模型 (3.2) 和牛顿-拉弗森迭代模型 (2.14) 在有界随机噪声扰动下对卫星图片进行滤波处理,并进行水源信息的检测提取以对比两个算法的抗噪性能;并且通过对比抗噪牛顿-拉弗森迭代模型 (3.2) 和牛顿-拉弗森迭代模型 (2.14) 的残差判断算法在有界随机噪声下的收敛能力;在有界随机噪声 $\varepsilon_m = 5$ 干扰时抗噪牛顿-拉弗森迭代算法和牛顿-拉弗森迭代算法在 $\tau = 0.001s$ 时地表水源分布检测提取结果如图5所示,设置采样间隔 $\tau = 0.001s$, $\beta = 0.1$;将图5(a),图5(b)与图2(a),图2(c)对比可以看出抗噪牛顿-拉弗森迭代算法对于有界随机噪声有着优异的抗噪性能,在有界随机噪声干扰下的小目标检测提取图像基本与无噪声时一样,而牛顿-拉弗森迭代算法因不具备抗噪性能,小目标检测提取图像受噪声影响较多;两种算法在有界随机噪声下的差别还

可以从其求解优化问题的精度可以看出,通过对比图4(c)和图4(d),我们可以看到抗噪牛顿-拉弗森迭代的精度约为 10^{-2} ,与牛顿-拉弗森迭代算法求解出来的误差相比较小,因此在抵抗随机噪声部分,抗噪牛顿-拉弗森迭代算法略优于牛顿-拉弗森迭代算法。

[0180] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“示例”、“具体示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任何的一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

[0181] 以上公开的本发明优选实施例只是用于帮助阐述本发明。优选实施例并没有详尽叙述所有的细节,也不限制该发明仅为所述的具体实施方式。显然,根据本说明书的内容,可作很多的修改和变化。本说明书选取并具体描述这些实施例,是为了更好地解释本发明的原理和实际应用,从而使所属技术领域技术人员能很好地理解和利用本发明。本发明仅受权利要求书及其全部范围和等效物的限制。

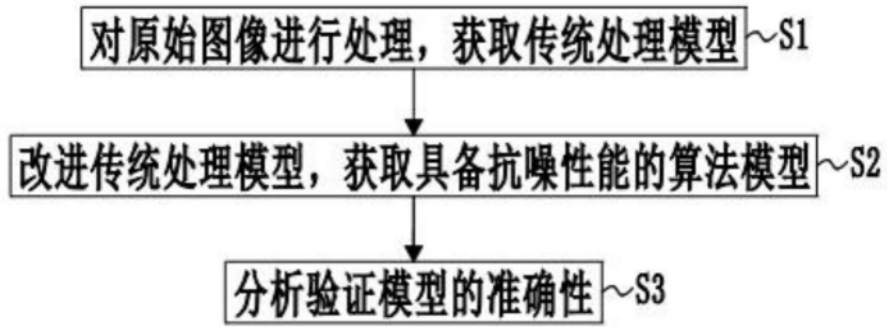


图1

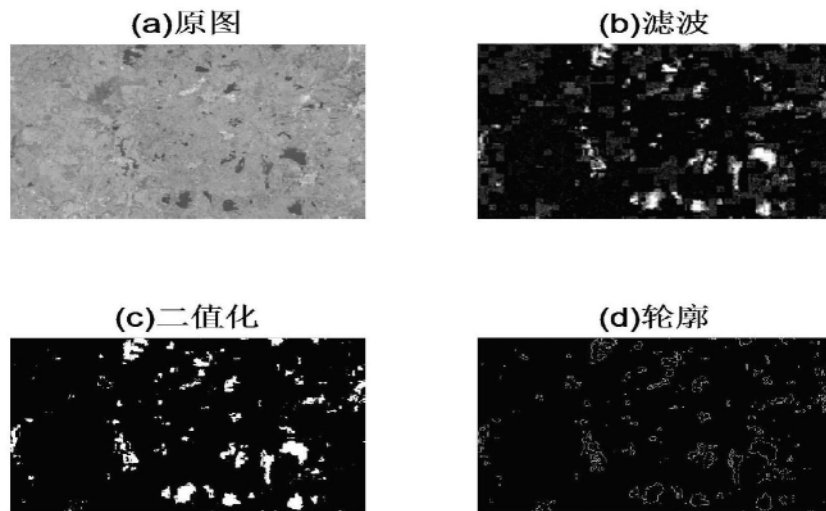


图2

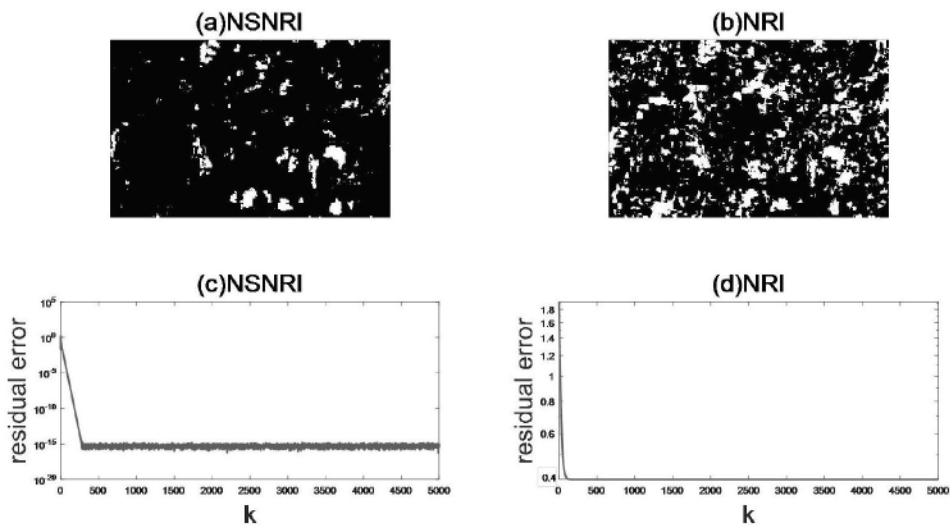


图3

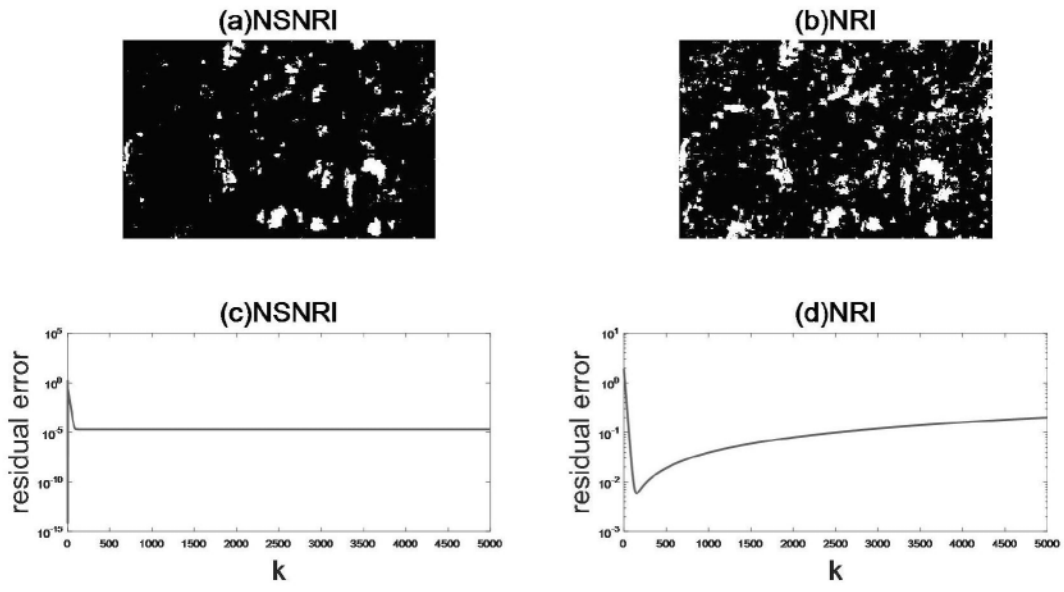


图4

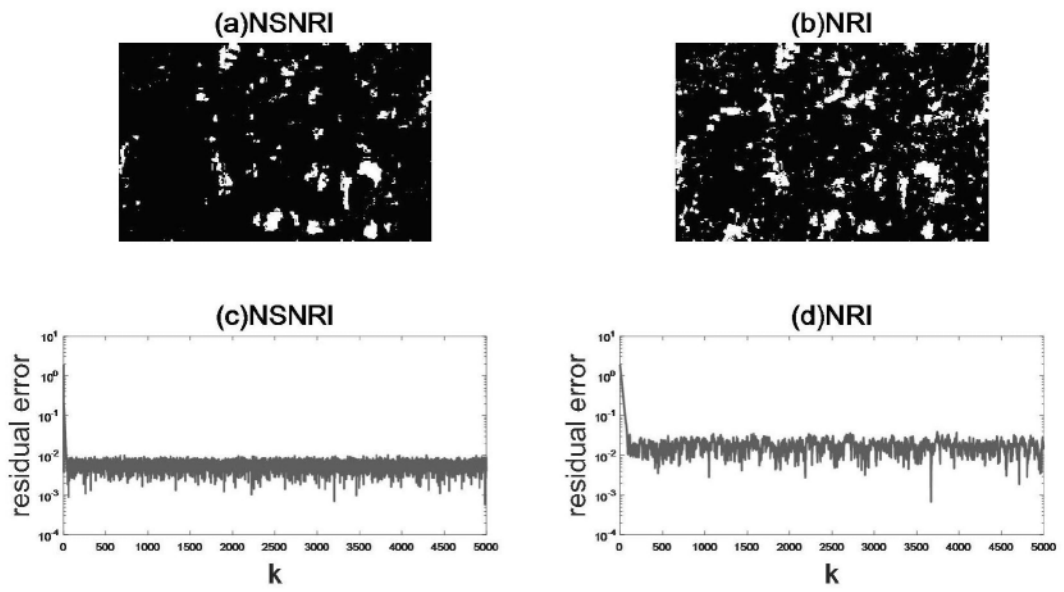


图5