DOI:10.11721/cqnuj20230602

## 基于拉普拉斯的噪声文本图像二值化变分模型

## 向玲,高鑫,王艳

(重庆师范大学 数学科学学院,重庆 401331)

摘要:文本图像二值化是光学字符识别系统中1个关键的预处理步骤,针对噪声文本图像二值化,提出1个基于拉普拉斯的变分新模型。在该模型中,能量泛函由数据保真项、二值化项以及正则化项组成,它的极小化对应的是期望的二值化结果,然后利用变分原理转化为梯度下降流方程,最后利用有限差分法求解梯度下降流方程。实验结果表明,所提模型不仅具有良好的文本图像二值化效果,并且对噪声具有较强的鲁棒性,另外,对于 DIBCO 系列数据集中具有代表性的文本图像进行大量实验,二值化结果在主观和客观指标上均优于最新提出的相关变分模型。

关键词:文本图像二值化;噪声鲁棒性;拉普拉斯;偏微分方程;变分模型

**中图分类号:**TP751.1

## 文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2023)06-0086-09

在现实生活中,人们每时每刻都在获取和交换信息,而这些信息中约有75%都来源于图像信息。因此,图像 处理在实际生活中有着非常重要的作用<sup>[1]</sup>,其中文本图像二值化也属于图像处理的范畴,它有着非常广泛的实 际应用,如车辆牌照识别功能、答题卡识别、手写及机打等重要文本文件的增强与处理。然而这些文本图像在处 理过程中,可能会受到变形损害、污渍问题、噪声影响、变色污染、字迹模糊、折痕损害等退化现象,即使对这些文 本图像使用目前最好的二值化预处理技术,仍然不能达到理想的识别效果,因此提出高精度和强鲁棒的文本图 像二值化方法仍然是一个具有挑战性的问题。

当前,文本图像二值化研究方法主要分为2类:一类是非演化方法,另一类是演化方法。非演化方法可分为 阈值技术<sup>[2-6]</sup>与非阈值技术<sup>[7-9]</sup>,大津法<sup>[2]</sup>作为典型的阈值二值化方法,主要原理为判别分析法与最小二乘法,它 根据前景与背景区域的类间方差最大确定阈值。此方法不受图像对比度和亮度的影响,但对图像的噪声很敏 感。非阈值技术方法主要是基于神经网络的文本图像二值化方法,虽然这些方法取得了令人鼓舞的性能,但仍 存在一些缺点,如它们需要大量的训练样本和高性能的计算设备(如 GPU),缺乏强有力的理论分析等。演化方 法可分为偏微分方程方法<sup>[10-14]</sup>和变分法<sup>[15-17]</sup>。最近,Jacobs等人<sup>[14]</sup>提出了1种基于非线性偏微分方程的无监督 文本图像二值化方法,所提模型包含源项和扩散项,同时引入1个辅助方程。该方法对灰度图像的二值化效果 较好,并具有抗噪的优点。对于变分法,且与噪声实验相关的二值化方法是 2019 年 Feng<sup>[17]</sup>基于 MS 和 ROF 模 型提出的1种噪声鲁棒的文本图像二值化变分模型,该方法不仅具有良好的二值化效果,还对噪声和光照具有 很好的鲁棒性。

不同于上述方法,本文基于拉普拉斯算子<sup>[18-20]</sup>提出了1种新的噪声鲁棒的文本图像二值化方法,不仅在视 觉效果上取得了较好的二值化效果,同时通过与文献[17]所提方法进行定性与定量的分析比较,验证了本文方 法的有效性与可行性。

## 1 相关模型

本节介绍图像处理中与本文研究相关的 2 个变分模型:基于拉普拉斯高斯能量泛函的分割模型(LoG 模型)<sup>[19]</sup>和噪声鲁棒的文本图像二值化变分模型<sup>[17]</sup>。

 <sup>\*</sup> 收稿日期:2022-09-11 修回日期:2023-05-12 网络出版时间:2023-06-06T11:26
 资助项目:国家自然科学基金面上项目(No. 11901071; No. 31971113);重庆市自然科学基金项目(No. cstc2019jcyj-msxmX0219)
 第一作者简介:向玲,女,研究方向为图像处理与分析,E-mail: 1325205390@qq. com;通信作者:王艳,女,教授,博士,E-mail: wycq2006@sin. com

网络出版地址:https://link.cnki.net/urlid/50.1165.N.20230605.1201.002

## 1.1 LoG 模型

2017 年, Ding 等人<sup>[19]</sup>提出了 1 种优化的 LoG 模型用于图像分割, 此模型具有平滑均匀区域和增强物体边缘的特点, 能量泛函定义如下:

$$E^{\text{LoG}}(L) = \iint_{\mathfrak{a}} g(|\nabla I|) \times (L-0)^{2} + (1-g(|\nabla I|)) \times (L-\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I))^{2} dx dy.$$
(1)

其中:L 为图像优化后的 LoG 值, $\alpha$ 、 $\beta$  为正的常数, $g(|\nabla I|) = e^{-a|\nabla G_{\sigma}*I|}$ 为边缘指示函数, $g(|\nabla I|)$ 的值在物体 边界附近的位置近似等于 0,在均匀区域内较大且近似等于 1。在模型(1)中, $(L-0)^2$ 为数据拟合项,测量优化 后的 LoG 与零平面的接近程度; $(L-\beta \times \Delta (G_{\sigma}*I))^2$ 为数据拟合项,用于衡量图像的优化 LoG 与原始 LoG 的 接近程度。

## 1.2 噪声鲁棒的文本图像二值化变分模型

2019 年, Feng<sup>[17]</sup>提出了1个噪声鲁棒的文本图像二值化的变分模型(后文简称 Feng 模型), 此模型具有良好的文本图像二值化效果,并且对噪声具有较强的鲁棒性,能量泛函如下:

$$E(u) = \int_{a} |I - u|^{2} dx + \mu \int_{a} (1 - |u|)^{2} dx + v \int_{a} |\nabla u|^{2} dx_{\circ}$$
(2)

其中: I 代表原始文本图像, u 代表二值化后的图像, Ω 代表文本图像的定义区域, μ 和 υ 皆为非负参数。

在式(2)中,第1项是数据保真项,它的作用是保证结果图像 u 与原始文本图像 I 足够近似;第2项是二值化 项,这一项的目的是驱使原始文本图像逐步演化为1个二值图像;第3项是正则化项,用来保证二值化结果 u 的 光滑性。同时,如果被处理的原始文本图像含有噪声,这一项也可以起到抗噪的效果。

## 2 本文模型

对于以能量泛函形式存在的文本图像二值化模型,通常包含数据保真项  $E_{\text{fdelity}}$ 、二值化项  $E_{\text{binary}}$  以及正则化 项  $E_{\text{regular}}$ ,即  $E(u) = E_{\text{fdelity}} + E_{\text{binary}} + E_{\text{regular}}$ 。在此框架下,受 LoG 模型和 Feng 模型的启发,本文提出基于拉普 拉斯的噪声文本图像二值化变分模型,能量泛函如下:

$$E(u) = \iint_{a} (1 - g(\Delta I))(u - \mu \Delta I)^{2} dx dy + \iint_{a} g(\Delta I)u^{2} \operatorname{sign}(u) dx dy + v \iint_{a} |\nabla u|^{2} dx dy.$$
(3)

其中:I和u分别表示原始文本图像和二值化后的结果图像, $\Omega$ 表示文本图像所定义的区域, $\mu$ , $\upsilon$ 均为正的常数。 这里边缘停止函数定义为 $g(\Delta I) = e^{-m \cdot \Delta I},m$ 为非负常数。下面对所提模型中的各项做进一步说明。

在所提模型(3)中,第1项为数据保真项,思想来源于 LoG 模型的第2项,主要用于衡量演化后的图像 u 与 拉普拉斯文本图像  $\Delta I$  的接近程度。由拉普拉斯函数的性质可知, $\Delta I$  在目标边缘附近具有相反的符号。由于文 本图像中的目标(文本)所在区域往往比较狭长,这使得整个文本区域的符号与两侧边缘内部完全一致,这可以 使得文本区域与背景区域很好地分离出来。图 1a 为原始文本图像  $I_L$ ,图 1b 为  $\Delta I_L$  的 3D 图。可以看出, $\Delta I_L$ 的值在整个文本内为正,在文本外为负,在其他区域值为 0。

第 2 项为二值归类项,当 *u*≥0 时,极小化这一项可使得 *u* 趋于 0;当 *u*<0 时,极小化可使得 *u* 趋于-1,于 是 *u* 的值将趋于 0 与-1,最终原始文本图像 *I* 被演化为 1 幅二值图像。

第3项为正则化项,由于图1中的文本图像是理想化的,它的灰度只有2个值且没有噪声,但现实中的文本 图像是有噪声污染的,并且拉普拉斯图像 Δ*I* 对噪声特别敏感,由此引入该正则化项以抑制噪声对 Δ*I* 的影响。 此外,该项的引入可以保证最终的二值化结果 *u* 尽量光滑,从而进一步提高模型对噪声的鲁棒性<sup>[17]</sup>。

为了极小化能量泛函(3),利用变分原理求出E(u)关于u的Gâteaux导数:

$$\frac{\partial E}{\partial u} = g(\Delta I) \cdot u \cdot \operatorname{sign}(u) + (1 - g(\Delta I)) \cdot (u - \mu \cdot \Delta I) - v \cdot \Delta u_{\circ}$$
(4)

然后引入人工变量 t,运用最速下降法,即可得到控制 u 演化的偏微分方程:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -g(\Delta I) \cdot u \cdot \operatorname{sign}(u) - (1 - g(\Delta I)) \cdot (u - \mu \cdot \Delta I) + v \cdot \Delta u_{\circ}$$
(5)

式(5)是一个反应扩散方程,源项 $-g(\Delta I) \cdot u \cdot \text{sign}(u) - (1 - g(\Delta I)) \cdot (u - \mu \cdot \Delta I)$ 可以对文本图像的像

素进行分类,以达到稳定状态,最终 u 的值会趋于 0 与一1,从而实现二值化的效果。υ·Δu 为经典的基于拉普 拉斯的扩散项,它可以对文本图像进行有效的平滑。



图 1 文本图像的原始图及  $\Delta I_L$  的 3D 图



## 3 数值实现

本文采用有限差分法求解式(5),设空间步长 h,时间步长为  $\Delta t$ ,迭代次数为 n,对时间的偏导 $\frac{\partial u}{\partial t}$ 采用向前差分,即:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^{n}}{\Delta t}$$

对空间的偏导采用中心差分,且空间步长 h 始终为 1,即:

$$\Delta^{x} u_{i,j} = \frac{u_{i+1,j} - u_{i-1,j}}{2}, \Delta^{y} u_{i,j} = \frac{u_{i,j+1} - u_{i,j-1}}{2},$$

于是,对式(5)进行离散化处理,得到:

 $u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^{n} + \Delta t \left[ -g(\Delta I) \cdot u_{i,j}^{n} \cdot \operatorname{sign}(u_{i,j}^{n}) - (1 - g(\Delta I)) \cdot (u_{i,j}^{n} - \mu \cdot \Delta I) + v \cdot \Delta u_{i,j}^{n} \right]_{\circ}$ (6) 为了保证演化函数 *u* 的初值有正负,数值实现过程前,将原始文本图像 *I* 归一化到区间[-1,1]中,即对 *I* 做线性变换:

$$I'_{i,j} = 2 \frac{I_{i,j} - \min I}{\max I - \min I} - 1.$$
(7)

综上,本文模型算法可归纳如下。

步骤1:输入原始文本图像 I;

步骤 2:将原始文本图像 I 按照式(7)归一化到区间[-1,1],得到  $I'_{i,i}$ ;

步骤 3:初始化演化函数  $u:u_{i,j}^{\circ}=I_{i,j}', n=0;$ 

步骤 4:利用式(6)对演化函数 u 进行更新,得到 u<sup>n+1</sup>;

步骤 5:检验是否达到收敛,若收敛,输出 u<sup>n+1</sup>;否则返回步骤 4 继续迭代。

## 4 实验结果

本小节,验证所提模型对噪声文本图像的二值化效果,并与最新提出的 Feng 模型进行定性和定量的比较。 实验使用 Matlab 2016b,Intel<sup>®</sup> Core (TM) i5-7200U CPU @2.50 GHz, RAM 4 G 的 PC 端运行。若无特别说 明,所提模型的默认参数设为: $\mu = 0.01$ , $\Delta t = 0.1$ , $m \in (0,1)$ , $v \in [0,3]$ 。Feng 模型的参数取自参考文献[17]。 为了得到最终的二值化图像,2个模型演化得到的 u 按下列方法转化为最终二值化图像  $u^*$ : $\exists u < 0$  时, $u^* = -1$ ;  $\exists u \ge 0$  时, $u^* = 1$ 。

实验数据为 DIBCO 系列数据集中的 7 幅机器打印文本图像(图 2)和 14 幅手写文本图像(图 3)。采用 4 个 评价指标作为二值化效果优劣的定量化评价标准,分别为 F-Measure(FM)、pseudo F-Measure(p-FM)<sup>[21]</sup>、Peak Signal to Noise Ratio(PSNR)和 Distance Reciprocal Distortion(DRD)<sup>[22]</sup>。

首先,对图 2 中的 7 幅机器打印文本图像进行噪声鲁棒性测试。实验对 7 幅机器图像添加噪声均值为 $\omega$ = 0,方差分别为 $\sigma$   $\in$  {0,0.02,0.04,0.06,0.08,0.1,0.2,0.3}的高斯噪声,使用本文模型和 Feng 模型对这些图进行二值化。由于篇幅所限,图 4 仅展示了 2 个模型对其中 1 幅图像的二值化结果。图 4a~d 的第 1 列为不同噪声程度的文本图像,第 2 列为 Feng 模型的二值化结果,第 3 列为本文所提模型的二值化结果。可以看出,对于不同强度的噪声文本图像,本文模型的二值化效果均优于 Feng 模型。表 1 给出了 2 个模型对图 4 含不同程度噪声图像的二值化结果的定量化评价指标。另外,表 2 列出了 2 个模型对图 2 中 7 幅机器图像含不同程度噪声的所有图像的二值化平均评价指标结果。可以看出,本文所提模型的 FM、PSNR、DRD 值平均比 Feng 模型高,但 p-FM 值却较低。



图 2 7 幅机器打印文本图像 Fig. 2 Seven machine-printed document images

图 3 14 幅手写文本图像 Fig. 3 Fourteen handwritten document images

其次,将2个模型应用于图3中的14幅手写文本图像,并通过添加均值为 $\omega$ =0,方差为 $\sigma$  ∈ {0,0.02,0.04, 0.06,0.08,0.1,0.2,0.3}的高斯噪声对二者进行噪声鲁棒性测试。实验过程中,使用本文模型和Feng模型进行二值化,并在图5中展示2个模型对其中1幅手写图像的二值化结果。图5a~d的第1列为不同程度的噪声文本图像,第2列为Feng模型的二值化结果,第3列为本文模型的二值化结果。可得,对于噪声较弱的图5a、b文本图像,2个模型取得了类似的二值化效果,但对于噪声强度较大的图5c、d文本图像,本文模型的二值化效果优于Feng模型。表3给出了2个模型对图5含不同程度噪声图像的二值化结果的定量化评价指标。此外,在表4列出2个模型对图3中14幅手写图像含不同程度噪声的所有图像的二值化平均评价指标结果,由此可得,本文模型的4个评估指标值平均比Feng模型高。

最后,从表2和表4可以看出:7幅机器打印图像的F-Measure、PF-Measure、PSNR及DRD平均高于14幅 手写文本图像;在文本图像没有噪声的情况下,本文模型的平均评价结果总体表现较好;当图像被噪声污染时, 本文模型在F-Measure、PSNR及DRD这3个指标下几乎排名第1,PF-Measure 值在7幅机器打印图像下表现 较差,在14幅手写文本图像下整体表现较好。结果表明,对不同类型的文本图像有噪声的情况下进行大量实验,本文的方法是有效的且可行的。 3jin/met 1400 Hiffen Supcher. Tot Suratta in Goft-Judien zijn 2 Che geliche Schepen/ boos ongheiuet han hare es-ngen bper/ berbaandt. Ladunghe van feven Oott-Indifche Schepen, fes comende van Batavia, end e een van Swratta, te weten: dele navolghende, Prins Willem, Hollandia, Zutphen, Amelia, Resterdam,  $\sigma = 0$ sjin/met 1400 ftiffen Supcher. Tot Surata in Ooft-Judien zijn 2. En-gelftle Schepen/ doog ongheluck ban haer ep-nfen oper/ berbaaidt. Ladinghe van feven Ooft-Indifche Schepen,fes comende van Batavia, ende een van Suratta, te weten: dele navolghende, Prins Willem, Hollandia, Zutphen, Amelia, Rotterdam,  $\sigma = 0.02$ Sin/ met 2400 Littlen Supeher. Cor Surara in Ook - Judien zint 2. En-gefliche Schepen boot ongheluck ban haer eps giben vorz berbaute. pen over, beroganir. adinghe van leven Ooft-Jadifche Schepen, fes connende van Basavia, end e een van Swrarta, re. weten : dele navolghende , Prins Willem, Hollandia , Zutphen , Amelia , Rosserdam,  $\sigma = 0.08$ 

## $\sigma = 0.3$

# 3jin/met 1400 Hiften Supcher. Cot Suratta in Goft-Indien 3jin 2 En-gelfthe Schepen/ dooz ongheluck dan haer epghen bper/ berbyandt. Ladinghe van feven Ooft-Indische Schepen,fes

comende van Batavia, end e een van Suratta, te weten: dele navolghende, Prins Willem, Hollandia , Zutphen , Amelia , Rotterdam,

> Feng 模型 a

# 3jin/met 1400 Liffen Supcher. Cot Suratta in Ooft-Indien 3jin 2 Ene gelfelje Schepen/ doog ongheluck dan haer epe

Bethis configurity bog onfgjetitte pan ijaer eps giften bper/berbyanior.
Ladinghe van feven Ooft-Indifche Schepen, fes comende van Batavia, ende een van Suratta, te weten: defe navolghende, Prins Willem, Hollande, Teubaghende, Prins Willem, Hollandia , Zutphen, Amelia , Rosterdam,

Feng 模型

### b

## 3jin/met 1.400 Liften Supcher. Cot Suratta in Ooft-Indien 3jin 2 En-gelfche Schepen/ door ongheinet dan haer epghen oper/ berbrandt.

Ladinghe van feven Ooft-Indifche Schepen, fes comende van Batavia, ende een van Suratta, te weten : dele navolghende , Prins Willem, Hollandia , Zutphen , Emelia , Rotterdam,

Feng 模型 с

Sint/mei Lios Riffen Smether. Tot Suratta in Boit-Judien zin 2 Cre-gelfelle Schruch hag ongheiuch ban haer op-gern burt/ berbrauor. Ladwiche van Baravia, ende een van Suratta, te weren i dele mandehende sole sole.

to, weren : dele navolghende , Prins Willem, Nollandua , Jurjhen , Emelia , Rosteraam,

Feng 模型 d

3jin/met 1400 Hiffen Supcher. Tot Suratta in Goff-Judien 3jin 2 Ene geliche Schepen/ door onghetuch dan haer ep-giben byer/ der brandt. Ladinghe van feven Oolt-Indische Schepen, fes comende van fetterie ende een van Surger

comende van leven Gou-Inonene Orne years, comende van Batavia, ende een van Sarata, te weten : defe navolghende , Prins Willem, Hollandia , Zutphen . Æmelia , Rotterdam,

本文模型

sjint/met 1400 Hiffen Suprher. Tot Suratta in Ooft-Indien zijn 2 Ene gelfelje Schepen/ boog onghetuch ban haer epe nften bper/ bre beaudt. Ladinghe van feven Oolt-Indifche Schepen, fes

comende van Batavia, ende een van Surata, te weten : dele navolghende , Frins Willem, Hollandia , Zutiphen , Amelia , Rosterdam,

本文模型

3jin/met 1400 filfen Suprher. Cut Suratta in Gol-Judien jin 2 Che-geifele Scheper: boot onghetuck ban hart eps often byer/berbrandr. Ladinghe van feven Oof-Indifche Schepen, fes comende van Bataria, ende een van Suratta, te weten: dele navolgherde, Print Willem, Hollandia, Zuthen, Emelia, Rotterdam, Hollandia , Zutfinen , Amelia , Rotterdam,

本文模型

# sijn/nut 1.400 lithen Supeker. La Aurana in Goil-Judien 311 2 Cho grifche Arheuen door ongheinen dan haer ep-ghen durt, berügende. Ladnighe van feven Oost-Inditche Schepen fes

contende van Baracia, ende con van Surarta, to weren : dele navogbende , Prik. Willen, Rollanda , Spijlor , Emilia , Rette cham,

本文模型

## 图 4 2 个模型对不同程度噪声影响的机器打印图像的二值化结果

Fig. 4 Binarization results of machine-printed images with different levels of noise influenced by two models

### 表1 2个模型对不同程度噪声影响的机器打印图像的性能比较结果

Tab. 1 The performance comparison results of two models for machine-printed images with different noise levels

σ	模型类别	FM	p-FM	PSNR	DRD
0	Feng	92.76	98.21	15.36	2.03
	本文模型	94. 32	97.06	16.26	1.64
0.02	Feng	84.37	95.59	12.38	4.32
	本文模型	91.95	94.85	14.81	2. 23
0.04	Feng	82.80	93.98	12.02	4.76
	本文模型	90. 26	94.46	14.07	2.69
0.06	Feng	81.82	92.61	11.81	5.05
	本文模型	90.04	93.82	13.95	2.79
0.08	Feng	81.20	91.62	11.67	5.25
	本文模型	89.02	92.97	13. 55	3.08
0.1	Feng	80.11	90.09	11.44	5.63
	本文模型	88. 55	92.20	13.35	3. 27
0.2	Feng	75.73	84.93	10.71	6.83
	本文模型	86.42	89. 53	12.57	4.07
0.3	Feng	74.33	81.56	10.41	7.50
	本文模型	83.95	86.36	11.85	4.94

注:加黑的数字表示性能更优,下同。

## 表 2 2 个模型对不同程度噪声影响的手写图像的性能比较结果

Tab. 2 The performance comparison of two models for handwritten image with different levels of noise

σ	模型类别	FM	p-FM	PSNR	DRD
0	Feng	95.45	98.71	20.43	2.33
	本文模型	97.49	98.03	22.86	1.34
0.02	Feng	94.47	98.22	19.62	2.89
	本文模型	96.84	97.64	21.89	1.68
0.04	Feng	94.20	98.01	19.42	3.05
	本文模型	96.61	97.91	21.60	1.78
0.06	Feng	93.87	97.70	19.19	3.26
	本文模型	96.00	97.67	20. 91	2.11
0.08	Feng	93.60	97.53	19.01	3.42
	本文模型	96.11	97.30	21.00	2.05
0.1	Feng	93.30	97.23	18.82	3.61
	本文模型	95.82	97.50	20.71	2.19
0.2	Feng	91.59	95.33	17.86	4.80
	本文模型	95.26	96.98	20.14	2. 52
0.3	Feng	88.87	92.12	16.64	6.86
	本文模型	94.54	96.02	19.50	2.98

morn ? Chronicle, Mondy Stel. We can state upon authority that will be 150 Convicts remove vious to the commence of the "O. B. on Wednesday next."

 $\sigma = 0$ 

morn ? Chronicle, Mondy Stel. "We can state upon authority, that will be 150 Convicts remove vious to the commencem "O. B. on Wednesday next.

 $\sigma = 0.02$ 



 $\sigma = 0.08$ 



 $\sigma = 0.3$ 

"We can state upon authority, that "We can state upon authority, that "will be 150 Convicts removed from "violes to the commencem" of the Jefs "O. B. on Wedvesday next."

> Feng 模型 a

norn I Chronicle, Mondy Field. "We can state upon authority, that "will be 150 Convicto removed from "vious to the commencent. of the Jefs "O. B. on Wednesday next."-

> Feng 模型 b

morn ! Chronicle, Mondy Sieb. "We can state upon an thority, that "will be 150 Convicts removed from ". vious to the commencent. of the Jefs "O. B. on Wedvesday next."

Feng 模型 c

morn. 9 Chronicle, Mondy Sieb. "We can state upon an thority, that "will be 150 Convicts removed from "viole to the commencent" of the Jefs "O. B. on Wednesday next."

Feng 模型 **d**  "We can state upon authority, that "We can state upon authority, that "will be 150 Convicts removed from "wins to the commencant. of the Jefs "O.B. on Wedverday next."

本文模型

"We can state upon authority that "We can state upon authority that "will be 150 Convicts removed from "wins to the commencent. of the Jefs "O.B. on Wednesday nin..."-

本文模型

Inorn I Chronicle, Mondy Steb. "We can state upon authority, that "will be 150 Convicto removed from "wins to the commencent." of the Jeps "O.B. on Wednesday new."......

本文模型

"morn ? Chronicle, Mondy Steb. "We can state upon authority, that "will be 150 Convicto removed from " orions to the commencent. of the Jefs "O. B. on Wednesday nix! "-

本文模型

图 5 2个模型对不同程度噪声影响的手写图像的二值化结果

Fig. 5 Binarization results of handwritten images with different levels of noise influenced by two models

## 表 3 2 个模型对含不同程度噪声的 7 幅机器打印图像二值化性能比较

Tab. 3 The performance comparison results of two models for 7 machine-printed images with different levels of noise

σ	模型类别	FM	p-FM	PSNR	DRD
0	Feng	93.22	98.10	17.28	2.56
0	本文模型	95.02	97.01	18. 54	1.88
0.02	Feng	90.29	95.10	15.88	3.69
	本文模型	92. 38	93.57	16.94	3. 19
0.04	Feng	89.21	93. 93	15.40	4.23
	本文模型	91.30	92.56	16.38	3. 77
0.06	Feng	88.20	92.80	14.97	4.78
	本文模型	90. 55	91.58	16.00	4. 24
0.08	Feng	87.25	91.73	14.60	5.38
	本文模型	89.77	90.64	15.66	4. 75
0.1	Feng	86.14	90. 51	14.21	6.07
	本文模型	89.03	89.86	15.32	5. 23
0.2	Feng	82.69	86.63	13.19	8. 20
	本文模型	85.25	85.32	13.91	8.30
0.3	Feng	78.87	82.02	12.16	11. 28
	本文模型	81. 33	80.95	12.70	12.17

## 表 4 2 个模型对含不同程度噪声的 14 幅手写图像二值化性能比较

Tab. 4 The	he performance comparison results of two models for 14 handwritten images with different levels of noise					
σ	模型类别	FM	p-FM	PSNR	DRD	
0	Feng	88.51	93.48	19.42	3.66	
	本文模型	92.46	94.13	20. 69	2.60	
0.02	Feng	81.79	86.31	17.71	9.33	
	本文模型	84. 65	86.12	18.09	10.18	
0.04	Feng	78.36	82.51	16.99	18.46	
	本文模型	81. 50	83.08	17.31	18.90	
0.06	Feng	77.14	81.06	16.61	21.53	
	本文模型	79.97	81.74	17.01	20. 41	
0.08	Feng	76.18	80.01	16.39	21.51	
	本文模型	78.32	80.20	16.68	20.77	
0.1	Feng	75.47	79.10	16.12	21.85	
	本文模型	77.78	78.88	16.22	22.94	
0.2	Feng	71.02	73.76	14.89	23.89	
	本文模型	74. 34	75.08	15.39	22. 53	
0.3	Feng	65.77	67.53	13.66	27.54	
	本文模型	72.03	71.93	14. 49	24. 59	

## 5 小结

本文受2个变分模型的启发,提出了1种新的基于拉普拉斯的噪声鲁棒的文本图像二值化的变分模型。所 提模型与最新提出的相关方法相比,对噪声图像具有更强的鲁棒性。需要指出的是,相较于 Feng 模型,本文所 提模型虽然取得了较好的二值化效果,但二值化效率有所降低。后续将进一步优化模型,以期同时兼顾二值化 效果和效率。

## 参考文献:

- [1] 肖曼玉,卢江虎,谢公南. 基于 SIFT 特征向量的图像检索优化[J]. 应用数学和力学,2013,34(11):1209-1215.
   XIAO M Y,LU J H, XIE G N. Image retrieval optimization based on SIFT feature vector [J]. Applied Mathematics and mechanics,2013,34(11):1209-1215.
- [2] OSTU N. A threshold selection method from gray-histogram[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9 (1):62-66.
- [3] WEN J, LI S, SUN J. A new binarization method for non-uniform illuminated document images
   [J]. Pattern recognition, 2013, 46
   (6):1670-1690.
- [4] SINGH T R,ROY S,SINGH O I,SINAM T,SINGH K M. A new Local Adaptive Thresholding Technique in Binarization[J]. International Journal of Computer Science Issues, 2011,8(6):271-277.
- [5] BATAINEH B, ABDULLAH S N H S, OMAR K, et al. Adaptive thresholding methods for documents image binarization[C]// Mexican Conference on Pattern Recognition. Berlin: Springer, 2011:230-239.
- [6] AZANI M W, ABDUL K. Binarization of document image using optimum threshold modification [J]. Journal of Physics Conference Series, 2018, 101(9):12-22.
- [7] XIONG W,ZHOU L,YUE L, et al. An enhanced binarization framework for degraded historical document images[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2021, 2021(1):1-24.
- [8] HE S,LAMBERT S. DeepOtsu: document enhancement and binarization using iterative deep learning[J]. Pattern recognition, 2019,91:379-390.
- [9] DE R,ANURAN C, RAM S. Document image binarization using dual discriminator generative adversarial networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27:1090-1094.
- [10] WANG Y, YUAN Q, HE C J. Indirect diffusion based level set evolution for image segmentation [J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 69:714-722.
- [11] JACOBS B A, MOMONIAT E. A locally adaptive, diffusion based text binarization technique[J]. Applied Mathematics and Computation, 2015, 269:464-472.
- [12] GUO J B, HE C J, ZHANG X T. Nonlinear edge-preserving diffusion with adaptive source for document images binarization [J]. Applied Mathematics and Computation, 2019, 351:8-22.
- [13] ZHANG X T, HE C J, GUO J B. Selective diffusion involving reaction for binarization of bleed-through document images[J]. Applied Mathematical Modelling, 2020, 81, 844-854.
- [14] JACOBS B A, CELIK T. Unsupervised document image binarization using a system of nonlinear partial differential equations [J]. Applied Mathematics and Computation, 2022, 418:126806.
- [15] SAHA B N, RAY N. Image thresholding by variational minimax optimization[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(5):843-856.
- [16] RIVEST-HÉNAULT D, FARRAHI MOGHADDAM R, CHERIET M. A local linear level set method for the binarization of degraded historical document images[J]. International Journal on Document Analysis and Recognition, 2012, 15(2):101-124.
- [17] FENG S. A novel variational model for noise robust document image binarization[J]. Neurocomputing, 2019, 325:288-302.
- [18] ZHANG K, XU S, ZHOU W, LIU B. Active contours based on image Laplacian fitting energy [J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(2): 281-284.
- [19] DING K,XIAO L, WENG G. Active contours driven by region-scalable fitting and optimized Laplacian of Gaussian energy for image segmentation[J]. Signal Processing, 2017, 134:224-233.
- [20] BISWAS S, HAZRA R. Active contours driven by modified LoG energy term and optimised penalty term for image

segmentation[J]. IET Image Processing, 2020, 14(13): 3232-3242.

- [21] NTIROGIANNIS K, GATOS B, PRATIKAKIS I. Performance evaluation methodology for historical document image binarization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 22(2):595-609.
- [22] LU H,KOT A C,SHI Y Q. Distance-reciprocal distortion measure for binary document images[J]. IEEE Signal Processing Letters,2004,11(2):228-231.

## A Variational Model Based on Laplacian for Noisy Document Images Binarization

## XIANG Ling, GAO Xin, WANG Yan

(School of Mathematical Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: Binarization of document images is a key preprocessing step in optical character recognition systems. For the binarization of noise document images, a variational model based on Laplacian is proposed. In this model, the energy functional is composed of a data fidelity term, a binarization term and a regularization term. The minimization of the energy functional is the expected binarization result. Then it is transformed into the gradient descent flow equation by the variational principle. Finally, the gradient descent flow equation is solved by the finite difference method. Experimental results show that the model not only has good binarization effect for document image, but also is robust to noise. In addition, for representative document images in DIBCO series datasets, its binarization results are better than the related variational model recently proposed, quantitatively and qualitatively objective.

Keywords: binarization of document image; noise robustness; Laplacian; partial differential equation; variational model

(责任编辑 黄 颖)