

# 一种基于多通道联合估计的非局部均值彩色图像去噪方法

王翔 干宗良 陈昌红 刘峰

(南京邮电大学图像处理与图像通信江苏省重点实验室, 南京, 210003)

**摘要:** 提出一种基于多通道联合估计的非局部均值彩色图像去噪方法, 包括彩色通道联合去噪和彩色通道融合去噪两个步骤: 在彩色通道联合去噪步骤, 采用经典的彩色图像非局部均值去噪算法对噪声彩色图像去噪, 得到预去噪图像作为彩色通道融合去噪步骤的输入; 在彩色通道融合去噪步骤, 采用广义多通道非局部均值去噪算法对预去噪图像再次去噪, 去噪过程应用预去噪图像三通道高频成分的相似性。实验结果表明, 与其他经典彩色图像去噪方法相比, 本文方法在主观和客观上均具有竞争性。

**关键词:** 彩色图像去噪; 非局部均值; 彩色通道相关性; 迭代算法

**中图分类号:** TN919.8      **文献标志码:** A

## Nonlocal Means Method Based on Multichannel Joint Estimation for Color Image Denoising

Wang Xiang, Gan Zongliang, Chen Changhong, Liu Feng

(Jiangsu Key Laboratory of Image Processing & Image Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, 210003, China)

**Abstract:** A nonlocal means method based on multichannel joint estimation for color image denoising is proposed, including two steps as color channel combination filtering and color channel fusion filtering. In the step of color channel combination filtering, the noisy color image is denoised by the classical nonlocal means of color (NLMC), from which the pre-denoised image is obtained as the input of color channel fusion filtering step. In the step of color channel fusion filtering, the pre-denoised image is denoised once more by generalized multichannel nonlocal means (NLM), and the similarity between the high frequency components of the pre-denoised image's RGB channels is used in the denoising process at the same time. Experimental results demonstrate that the proposed method produces competitive results for both quantitative and visual comparisons with other classical color image denoising algorithms.

**Key words:** color image denoising; nonlocal means; intercolor correlation; iterative algorithm

## 引言

图像去噪在数字图像处理领域仍然是一个基本且具有挑战性的问题。图像去噪算法分为频域方法

和空域方法。对于频域方法,图像首先从空域转换到频域,再利用噪声的高频特性实现图像去噪,包括基于小波变换的去噪算法<sup>[1,2]</sup>、基于 Contourlet 变换的去噪算法<sup>[3,4]</sup>等;对于空域方法,图像去噪直接在图像空间通过邻域操作完成,包括非局部均值(Nonlocal means, NLM)<sup>[5]</sup>、K-SVD<sup>[6]</sup>和三维块匹配(Block-matching and 3D filtering, BM3D)<sup>[7]</sup>等,其中非局部均值空域方法认为图像中存在相似的结构,利用图像的像素块来估计图像数据的结构关系以及自相似性并用于去噪,引起了图像处理领域学者的广泛关注。

针对非局部均值去噪算法存在的问题,各种各样的改进算法主要可以分为3类:(1)权重优化<sup>[8-9]</sup>。这类算法通过优化原始非局部均值去噪算法的权重改进去噪效果。文献[8]利用像素块间的相似性对权重进行更新,使得更多像素块参与权重求解过程,从而使权重的求取更加合理。(2)参数优化<sup>[10-11]</sup>。这类算法着眼于原始非局部均值去噪算法多个参数的调整。文献[10]利用 Stein 无偏风险估计(Stein's unbiased risk estimate, SURE)对参数的去噪结果合理估计,从而实现算法参数的优化。(3)算法流程优化<sup>[12-13]</sup>。这类算法通过改进原始非局部均值去噪算法的整体流程提升去噪效果。文献[12]将邻域变换引入相似性比较过程,文献[13]提出了一个迭代使用非局部均值去噪算法的两步去噪过程。

目前大部分图像去噪算法的研究都针对灰度图像。随着彩色图像的应用越来越广泛,彩色图像去噪将成为图像去噪算法主要的应用领域。彩色图像包括红、绿和蓝3个通道,3个通道具有很强的相关性,反映了彩色图像本身的信息结构。直接将灰度图像去噪算法应用在彩色图像各个通道上独立进行去噪,而没有利用彩色图像3个通道的相关性,往往不能得到较好的去噪效果。针对彩色图像去噪问题,出现了一些经典算法。彩色图像非局部均值去噪算法(Color adaptation of nonlocal means, CNLM)<sup>[14]</sup>将非局部均值去噪算法推广至彩色图像领域,根据彩色图像3个通道的相关性采用三通道联合求权重,使得权重更加合理地反映像素间的相似性。文献[15]研究彩色图像通道间相关性的建模,将模型匹配与多重假设融合应用于去噪;文献[16,17]指出彩色图像具有三通道高频成分近似相同的特性,并根据此特性通过三通道高频成分替换降低随机噪声对像素估计的影响,在 CNLM 的基础上提出了多通道非局部均值融合(Multichannel nonlocal means fusion, MNLF)。其他一些经典灰度图像去噪算法也根据彩色图像3个通道的相关性提出了针对彩色图像去噪的改进算法,如双域图像去噪(Dual-domain image denoising, DDID)<sup>[18]</sup>和局部像素归类主成分分析(Principal component analysis with local pixel grouping, LPG-PCA)<sup>[19]</sup>等。

文献[16,17]指出彩色图像具有三通道高频成分近似相同的特性,而彩色图像三通道高频成分对应着图像边缘区域。但由于随机噪声同属于图像的高频成分,上述特性在应用于去噪过程时存在非边缘区域噪声的明显影响。本文通过实验证明对噪声彩色图像恰当去噪后提取高频成分能够降低非边缘区域噪声的影响,并且在 CNLM 的基础上,针对彩色图像相关噪声的去除提出了一种基于多通道联合估计的非局部均值彩色图像去噪方法。

## 1 非局部均值方法基本原理

### 1.1 非局部均值去噪算法

考虑图像观察模型

$$\mathbf{Y}(i) = \mathbf{X}(i) + \mathbf{N}(i) \quad (1)$$

式中:原始像素值  $\mathbf{X}(i)$  受到均值为 0, 标准差为  $\sigma$  的加性高斯白噪声  $\mathbf{N}(i)$  的干扰,  $\mathbf{Y}(i)$  是测得的噪声像素值。非局部均值去噪算法假设:对于图像的任意像素块,总能在图像的其他位置找到具有相似结构的像素块。非局部均值去噪算法将一个像素的原始像素值估计为该像素的相似像素的加权平均。基于像素的非局部均值去噪算法,根据噪声像素值  $\mathbf{Y}(i)$  求原始像素值的估计  $\hat{\mathbf{X}}(i)$  的方法为

$$\hat{\mathbf{X}}(i) = \frac{\sum_{j \in A} \mathbf{w}(i, j) \mathbf{Y}(j)}{\sum_{j \in A} \mathbf{w}(i, j)} \quad (2)$$

式中:  $A$  为以像素点  $i$  为中心的搜索窗口,  $\mathbf{w}(i, j)$  为像素点  $i$  恢复过程中分配给  $\mathbf{Y}(j)$  的权重。权重的计算公式为

$$\mathbf{w}(i, j) = \exp\left(-\frac{\max\{D_{\text{patch}}(\mathbf{Y}(i), \mathbf{Y}(j)), 0\}}{d\sigma^2 T^2}\right) \quad (3)$$

式中:  $d\sigma^2$  用于归一化,  $d$  为一个像素块中的像素数量,  $T$  为一个衰减参数。  $D_{\text{patch}}(\mathbf{Y}(i), \mathbf{Y}(j))$  为像素点  $i$  与像素点  $j$  间相差的距离, 则

$$D_{\text{patch}}(\mathbf{Y}(i), \mathbf{Y}(j)) = \sum_{l \in B} (\mathbf{Y}(i+l) - \mathbf{Y}(j+l))^2 - 2d\sigma^2 \quad (4)$$

式中:  $B$  为一个像素块的索引集,  $\mathbf{Y}(i+l)$  和  $\mathbf{Y}(j+l)$  是以像素点  $i$  与像素点  $j$  为中心的像素块内像素的噪声像素值。非局部均值去噪算法的基本原理如图 1 所示。上述过程还可以进一步扩展至基于像素块的处理<sup>[13]</sup>, 也就是说每一像素块通过以其为中心的搜索窗口中的所有像素块的加权平均去噪。

### 1.2 彩色图像非局部均值去噪算法

CNLM<sup>[14]</sup> 是非局部均值去噪算法在彩色图像去噪领域的推广, 采用三通道联合求权重。彩色图像包括红、绿和蓝 3 个通道, 则彩色图像的观察模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_R(i) &= \mathbf{X}_R(i) + \mathbf{N}_R(i) \\ \mathbf{Y}_G(i) &= \mathbf{X}_G(i) + \mathbf{N}_G(i) \\ \mathbf{Y}_B(i) &= \mathbf{X}_B(i) + \mathbf{N}_B(i) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: 下标 R, G, B 分别为彩色图像的红、绿和蓝 3 个通道。彩色图像三通道噪声  $\mathbf{N}_R(i)$ ,  $\mathbf{N}_G(i)$  与  $\mathbf{N}_B(i)$  间往往具有相关性, 其  $3 \times 3$  协方差矩阵为  $\mathbf{C}$ 。以红色通道为例, 式(2)相应地演变为

$$\hat{\mathbf{X}}_R(i) = \frac{\sum_{j \in A} \mathbf{w}(i, j) \mathbf{Y}_R(j)}{\sum_{j \in A} \mathbf{w}(i, j)} \quad (6)$$

改写式(3)为

$$\mathbf{w}(i, j) = \exp\left[-\frac{\max\left\{\frac{D_{\text{patch}}(\mathbf{Y}(i), \mathbf{Y}(j))}{\sigma^2}, 0\right\}}{dT^2}\right] \quad (7)$$

考虑彩色图像 3 个通道的相关性以及三通道噪声的相关性, 将  $\frac{D_{\text{patch}}(\mathbf{Y}(i), \mathbf{Y}(j))}{\sigma^2}$  替换为

$$\frac{\sum_{l \in B} (\boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l}^T \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l} - 6)}{3} \quad (8)$$

此处  $\boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l} = [\mathbf{Y}_R(i+l) - \mathbf{Y}_R(j+l), \mathbf{Y}_G(i+l) - \mathbf{Y}_G(j+l), \mathbf{Y}_B(i+l) - \mathbf{Y}_B(j+l)]^T$ , 得到 CNLM 权重公式为

$$\mathbf{w}(i, j) = \exp\left[-\frac{\max\left\{\frac{\sum_{l \in B} (\boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l}^T \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l} - 6)}{3}, 0\right\}}{dT^2}\right] \quad (9)$$

CNLM 根据彩色图像三通道的相关性对非局部均值去噪算法权重公式进行优化, 提升了彩色图像

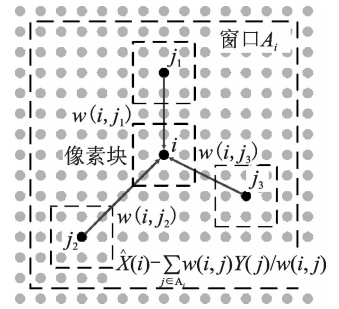


图 1 非局部均值去噪算法的基本原理

Fig. 1 Basic principle of non-local means denoising algorithm

去噪效果,但 CNLM 并没有充分利用彩色图像三通道的相关性,因此有待于进一步改善。

## 2 基于多通道联合估计的非局部均值彩色图像去噪

### 2.1 问题描述

文献[16,17]指出彩色图像三通道不仅高度相关,而且具有高频成分近似相同的特性并可应用于彩色图像去噪。彩色图像三通道高频成分对应图像边缘区域,但由于随机噪声同属于图像的高频成分,直接从未处理的噪声彩色图像中获取的高频成分包含大量非边缘区域噪声,抑制了彩色图像去噪效果的提升。对噪声彩色图像恰当去噪后提取高频成分主观上能够降低非边缘区域噪声的影响,如图 2 所示。

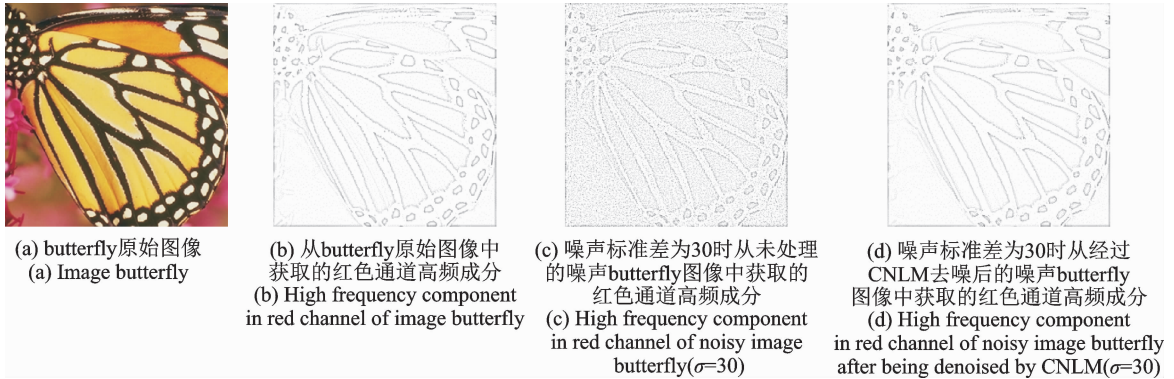


图 2 彩色图像的颜色通道相关性

Fig. 2 Color channel correlation for color image

在不同的噪声环境下,分别从多组噪声彩色图像以及它们经过 CNLM 去噪得到的图像获取三通道高频成分,并通过计算均方误差与对应原始图像的高频成分进行比较,实验结果表明:虽然 CNLM 去噪过程本身会引入新的噪声,但与直接从未处理的噪声图像中获取高频成分相比,从经过 CNLM 恰当去噪的图像中获取高频成分可以有效降低非边缘区域噪声的影响,使得获取的高频成分客观上更加接近原始图像的高频成分,而且随着噪声的增大这种现象更加明显。

### 2.2 总体框架

基于从经过恰当去噪的噪声彩色图像中获取高频成分可以有效降低非边缘区域噪声的影响,使得获取的高频成分客观上更加接近原始图像的高频成分分析,本文针对彩色图像相关噪声的去除提出了一种基于多通道联合估计的非局部均值彩色图像去噪方法。图 3 是本文方法的总体流程图,方法包括彩色通道联合去噪和彩色通道融合去噪两个步骤:在彩色通道联合去噪步骤,采用彩色图像非局部均值去噪算法对噪声彩色图像去噪,得到预去噪图像作为彩色通道融合去噪步骤的输入;在彩色通道融合去噪

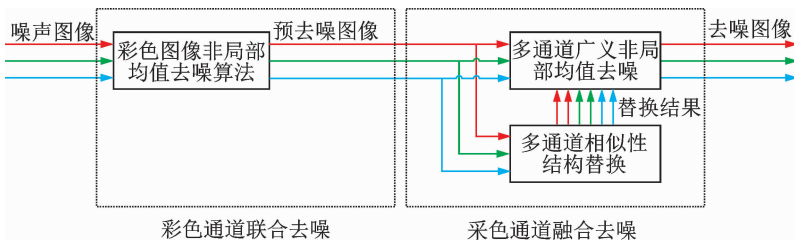


图 3 本文方法的总体流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed algorithm

噪步骤,采用广义多通道非局部均值去噪算法对预去噪图像再次去噪,去噪过程应用预去噪图像三通道高频成分的相似性。

本文方法对彩色图像3个通道以同样的方法进行去噪,以下部分在不失一般性的条件下仅以红色通道为例介绍本文方法。此外,本文的非局部均值方法基于像素块的处理。

### 2.3 彩色通道联合去噪

在彩色通道联合去噪步骤,采用彩色图像非局部均值去噪算法对噪声彩色图像  $\hat{\mathbf{X}}_R, \hat{\mathbf{X}}_G$  与  $\hat{\mathbf{X}}_B$  去噪,得到预去噪图像  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},R}, \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},G}$  与  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},B}$  作为彩色通道融合去噪步骤的输入。由于本步骤的 CNLM 去噪处理,彩色通道融合去噪步骤高频成分获取过程中非边缘区域噪声的影响有效降低,获取的高频成分客观上更加接近原始图像的高频成分。

### 2.4 彩色通道融合去噪

在彩色通道融合去噪步骤,采用广义多通道非局部均值去噪算法对预去噪图像再次去噪,去噪过程应用预去噪图像三通道高频成分的相似性。

#### 2.4.1 广义多通道非局部均值去噪算法

CNLM 不能直接应用于对经过 CNLM 去噪的彩色图像再次去噪,因为此时图像的像素点协方差矩阵不再相同且彼此相关。文献[13]在灰度图像领域对非局部均值去噪算法权重公式进行推广,提出了一个可对经过非局部均值去噪算法去噪的灰度图像再次去噪的广义权重公式。根据这一思想,推导广义多通道非局部均值去噪算法对预去噪图像再次去噪。

考虑 CNLM 权重公式(9),权重计算过程要求彩色图像像素点独立且具有统一的协方差矩阵  $\mathbf{C}$ 。然而,经过 CNLM 去噪的彩色图像像素点协方差矩阵不再相同且彼此相关。因此,彩色图像再次去噪权重计算过程应当赋予每一对像素点  $[\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},R}(i+l), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},G}(i+l), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},B}(i+l)]$  与  $[\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},R}(j+l), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},G}(j+l), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},B}(j+l)]$  单独的协方差矩阵。式(9)中协方差矩阵  $\mathbf{C}$  对任意  $i, j$  满足

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_R) &= \frac{1}{2} \text{Cov}(\mathbf{Y}_R(i) - \mathbf{Y}_R(j), \mathbf{Y}_R(i) - \mathbf{Y}_R(j)) \\ \text{Cov}(\mathbf{N}_G, \mathbf{N}_G) &= \frac{1}{2} \text{Cov}(\mathbf{Y}_G(i) - \mathbf{Y}_G(j), \mathbf{Y}_G(i) - \mathbf{Y}_G(j)) \\ \text{Cov}(\mathbf{N}_B, \mathbf{N}_B) &= \frac{1}{2} \text{Cov}(\mathbf{Y}_B(i) - \mathbf{Y}_B(j), \mathbf{Y}_B(i) - \mathbf{Y}_B(j)) \\ \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_G) &= \frac{1}{2} \text{Cov}(\mathbf{Y}_R(i) - \mathbf{Y}_R(j), \mathbf{Y}_G(i) - \mathbf{Y}_G(j)) \\ \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_B) &= \frac{1}{2} \text{Cov}(\mathbf{Y}_R(i) - \mathbf{Y}_R(j), \mathbf{Y}_B(i) - \mathbf{Y}_B(j)) \\ \text{Cov}(\mathbf{N}_G, \mathbf{N}_B) &= \frac{1}{2} \text{Cov}(\mathbf{Y}_G(i) - \mathbf{Y}_G(j), \mathbf{Y}_B(i) - \mathbf{Y}_B(j)) \end{aligned} \quad (10)$$

利用式(10)右边的项替换  $\mathbf{C}$  中的所有元素得到广义协方差矩阵  $\mathbf{C}_{i,j}^G$ , 由此得到广义权重公式为

$$\mathbf{w}^G(i, j) = \exp \left[ - \frac{\max \left\{ \frac{\sum_{l \in B} (\boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l}^T (\mathbf{C}_{i+l, j+l}^G)^{-1} \boldsymbol{\delta}_{i+l, j+l} - 6)}{3}, 0 \right\}}{dT^2} \right] \quad (11)$$

通过将  $\mathbf{w}(i, j)$  替换为  $\mathbf{w}^G(i, j)$ , 推广 CNLM 得到广义多通道非局部均值去噪算法。与 CNLM 相比,广义多通道非局部均值去噪算法不再要求彩色图像像素点协方差矩阵相同且独立,只需要求出  $\mathbf{C}_{i,j}^G$ 。

设彩色通道联合去噪步骤 CNLM 的归一化权重为  $\omega'(i, j)$ , 则预去噪图像的3个通道分别为

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1},R}(i) = \sum_{j \in A} \omega'(i, j) \mathbf{Y}_R(j) = \sum_{j \in A} \omega'(i, j) (\mathbf{X}_R(j) + \mathbf{N}_R(j))$$

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(i) &= \sum_{j \in A_i} w'(i,j) \mathbf{Y}_G(j) = \sum_{j \in A_i} w'(i,j) (\mathbf{X}_G(j) + \mathbf{N}_G(j)) \\ \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}(i) &= \sum_{j \in A_i} w'(i,j) \mathbf{Y}_B(j) = \sum_{j \in A_i} w'(i,j) (\mathbf{X}_B(j) + \mathbf{N}_B(j))\end{aligned}\quad (12)$$

以红色通道为例,  $\mathbf{C}_{i,j}^G$  中的对应项为

$$\frac{1}{2} \text{Cov} \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j) \\ \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j) \end{pmatrix} = \frac{\begin{pmatrix} \sum_{l \in A_i} (w'(i,l))^2 + \sum_{l \in A_j} (w'(j,l))^2 \\ -2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l) \end{pmatrix}}{2} \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_R) \quad (13)$$

$$\frac{1}{2} \text{Cov} \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j) \\ \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(j) \end{pmatrix} = \frac{\begin{pmatrix} \sum_{l \in A_i} (w'(i,l))^2 + \sum_{l \in A_j} (w'(j,l))^2 \\ -2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l) \end{pmatrix}}{2} \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_G) \quad (14)$$

$$\frac{1}{2} \text{Cov} \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j) \\ \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}(j) \end{pmatrix} = \frac{\begin{pmatrix} \sum_{l \in A_i} (w'(i,l))^2 + \sum_{l \in A_j} (w'(j,l))^2 \\ -2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l) \end{pmatrix}}{2} \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_B) \quad (15)$$

以上公式的证明请参考附录, 绿色通道与蓝色通道的推导方法相同。由此可求得再次去噪时广义多通道非局部均值去噪算法的协方差矩阵  $\mathbf{C}_{i,j}^G$ , 并根据式(11)求出广义权重。在实际处理中, 为了降低时间复杂度, 忽略  $2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l)$  项。实验表明, 该处理虽然会导致去噪效果略微降低, 但显著提升了处理速度。

#### 2.4.2 多通道相似性结构替换

根据前文基于文献[16,17]的分析, 由噪声彩色图像经过彩色通道联合去噪步骤处理得到的预去噪图像的3通道高频成分近似相同。本文利用高斯滤波器获取高频成分。设预去噪图像3个通道  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}, \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}$  与  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}$  各自经高斯滤波器处理的输出为  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}^{\text{lp}}, \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}^{\text{lp}}$  与  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}^{\text{lp}}$ , 则  $(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}} - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}^{\text{lp}}), (\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}} - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}^{\text{lp}})$  与  $(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}} - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}^{\text{lp}})$  便是从预去噪图像3个通道分别获取的近似相同的高频成分。

以红色通道为例, 将预去噪图像红色通道的高频成分分别由绿色通道的高频成分与蓝色通道的高频成分替换得到预去噪图像红色通道的两组近似值  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rg}}$  与  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rb}}$  为

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rg}} &= \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}^{\text{lp}} + \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}} - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}^{\text{lp}} \\ \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rb}} &= \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}^{\text{lp}} + \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}} - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,B}}^{\text{lp}}\end{aligned}\quad (16)$$

预去噪图像三通道值与多通道相似性结构替换产生的6组近似值将作为多通道广义非局部均值去噪的输入。

#### 2.4.3 多通道广义非局部均值去噪

以红色通道为例, 首先利用广义多通道非局部均值去噪算法对预去噪图像再次去噪, 求得红色通道去噪估计  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{Rr}}$ , 再次去噪的广义权重为  $w''(i,j)$ 。之后将多通道相似性结构替换产生的两组红色通道近似值  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rg}}$  与  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rb}}$  根据广义权重  $w''(i,j)$  加权平均, 得到红色通道的另外两组去噪估计  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{Rg}}$  与  $\hat{\mathbf{X}}_{\text{Rb}}$  为

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{Rg}}(i) = \frac{\sum_{j \in A_i} w''(i,j) \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,Rg}}}{\sum_{j \in A_i} w''(i,j)}$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{Rb}}(i) = \frac{\sum_{j \in \Lambda} \omega''(i, j) \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1, Rb}}}{\sum_{j \in \Lambda} \omega''(i, j)} \quad (17)$$

由红色通道的3组去噪估计加权求得红色通道最终的去噪结果为

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{R}}(i) = \varphi_{\text{Rr}} \hat{\mathbf{X}}_{\text{Rr}}(i) + \varphi_{\text{Rg}} \hat{\mathbf{X}}_{\text{Rg}}(i) + \varphi_{\text{Rb}} \hat{\mathbf{X}}_{\text{Rb}}(i) \quad (18)$$

绿色通道与蓝色通道采用相同的处理。此处,本文经验性地令  $\varphi_{\text{Rg}} = \varphi_{\text{Rb}} = \varphi_{\text{Gr}} = \varphi_{\text{Gb}} = \varphi_{\text{Br}} = \varphi_{\text{Bg}} = p$ , 则  $\varphi_{\text{Rr}} = \varphi_{\text{Gg}} = \varphi_{\text{Bb}} = 1 - 2p$ 。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验条件

本文实验平台为主频为 3.2 GHz 的 Inter Core TM I5-4570 CPU 计算机,64 位的 Windows 7 操作系统和 MATLAB 2012b 仿真软件。本文方法与通道间相关性建模彩色图像去噪(简称 Li's)<sup>[15]</sup>, CNLM<sup>[14]</sup>, MNLF<sup>[16,17]</sup> 和 DDID<sup>[18]</sup> LPG-PCA<sup>[19]</sup> 等 5 种方法进行了对比实验。根据文献[20]提出的非局部均值参数设置:像素块大小  $U$  与搜索窗口大小  $S$  随着噪声标准差  $\sigma$  的增大而增大,衰减参数  $T$  随着像素块大小  $U$  的增大而减小,文献[13]关于广义非局部均值去噪算法的参数设计,以  $L$  表示高斯滤波器的大小并给出本文算法两个步骤的具体参数:  $0 < \sigma \leq 15$  时,步骤 1 的  $U$  取  $5 \times 5$ ,  $S$  取  $21 \times 21$ ,  $T$  取 0.5,  $L$  取  $3 \times 3$ ,步骤 2 的  $U$  取  $3 \times 3$ ,  $S$  取  $21 \times 21$ ,  $T$  取 1.3,  $p$  取 0.2;  $15 < \sigma \leq 30$  时,步骤 1 的  $U$  取  $7 \times 7$ ,  $S$  取  $21 \times 21$ ,  $T$  取 0.4,  $L$  取  $3 \times 3$ ,步骤 2 的  $U$  取  $3 \times 3$ ,  $S$  取  $21 \times 21$ ,  $T$  取 1.0,  $p$  取 0.3;高斯滤波器的标准差统一为 1。与传统的 NLM 算法参数设置相比,本文算法在步骤 1 选择更大的像素块尺寸,这是由于彩色通道联合去噪步骤的目的是对图像进行预去噪,使得获取的高频成分更加准确,更大的像素块尺寸使得这一步骤具有更好的噪声鲁棒性;本文算法在步骤 2 趋向于选择更小的像素块尺寸,这是由于步骤 1 有效降低了非边缘区域噪声的影响,更小的像素块尺寸使得彩色通道融合去噪步骤权重估计更加合理,重建图像更加清晰。

#### 3.2 实验结果

本文采用 10 幅彩色图像进行测试用于评估算法性能,如图 4。测试时彩色图像三通道噪声标准差统一为  $\sigma$ ,红色通道与绿色通道、红色通道与蓝色通道、绿色通道与蓝色通道间噪声相关系数均为 0.3。本文选取彩色峰值信噪比(Color peak signal-to-noise ratio, cPSNR)作为评价方法,分别从客观图像质量和主观视觉特性两个方面分析实验结果。

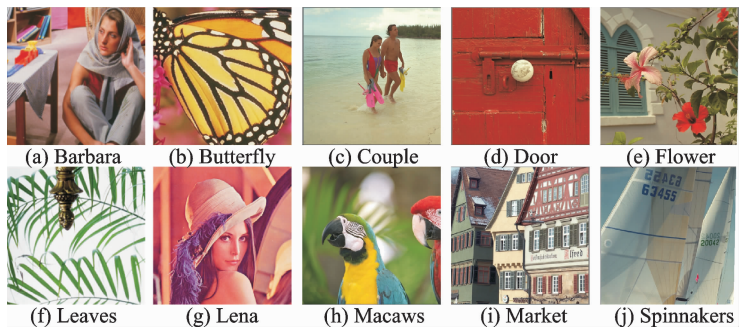


图 4 10 幅测试图像

Fig. 4 10 test images

表 1 比较了 6 种彩色图像去噪方法输出图像的 cPSNR。cPSNR 的定义为

$$\text{cPSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (19)$$

式中:MSE 为原始图像信号与去噪图像信号三通道间平均每一像素点的平方差。

表 1 中最优结果以粗体表示。从表 1 中可以看出,本文方法的去噪效果最优。本文方法是对 CNLM<sup>[14]</sup> 的大改进,全面超越了通道间相关性建模彩色图像去噪<sup>[15]</sup>、MNLF<sup>[16,17]</sup> 与 DDID<sup>[18]</sup>,总体上优于 LPG-PCA<sup>[19]</sup>。本文方法与目前的彩色图像去噪方法相比,客观去噪效果均具有竞争性。

表 1 10 幅彩色图像去噪后的 cPSNR 值

Tab. 1 cPSNR of 10 color images after being denoised

	$\sigma$	Li's <sup>[15]</sup>	CNLM <sup>[14]</sup>	MNLF <sup>[16][17]</sup>	DDID <sup>[18]</sup>	LPG-PCA <sup>[19]</sup>	本文方法	dB
Barbara	10	32.324 1	33.245 6	33.953 9	34.164 2	34.440 7	34.386 4	
	20	28.637 5	28.992 5	29.952 1	30.742 7	30.243 0	30.951 3	
	30	26.095 2	26.953 4	27.562 5	28.689 8	27.907 5	28.422 5	
Butterfly	10	31.547 6	33.019 2	33.904 6	32.877 1	33.571 1	<b>34.058 6</b>	
	20	28.505 0	28.546 5	30.063 3	29.023 3	29.323 0	<b>30.322 4</b>	
	30	26.002 7	26.615 2	27.331 6	27.379 3	27.188 1	<b>27.880 5</b>	
Couple	10	34.730 5	34.148 2	35.130 0	35.537 7	<b>35.985 5</b>	35.325 2	
	20	29.468 6	31.258 8	32.085 0	31.879 0	<b>32.515 6</b>	32.309 5	
	30	26.583 7	29.749 2	30.277 2	29.723 8	<b>30.479 1</b>	<b>30.558 2</b>	
Door	10	33.614 0	33.056 3	34.279 0	34.412 6	<b>35.016 4</b>	34.312 4	
	20	29.838 2	29.681 2	30.809 6	31.246 4	<b>31.642 1</b>	31.090 3	
	30	26.769 4	28.382 9	28.931 4	29.660 0	<b>29.758 0</b>	28.992 6	
Flower	10	34.003 4	34.464 1	35.479 6	34.990 2	35.487 2	35.587 7	
	20	29.505 6	29.438 7	31.098 5	31.255 3	31.204 2	31.810 4	
	30	26.678 4	26.981 7	28.026 2	29.042 5	28.833 0	28.746 3	
Leaves	10	28.378 2	33.340 3	33.549 9	33.290 6	33.918 4	<b>34.391 6</b>	
	20	27.030 4	28.310 8	29.720 0	29.528 4	29.674 3	<b>29.939 2</b>	
	30	24.962 7	25.572 8	26.211 2	<b>27.568 3</b>	26.996 5	26.602 9	
Lena	10	32.718 3	33.689 0	34.097 9	33.956 9	<b>34.400 8</b>	34.100 5	
	20	29.223 5	30.329 0	31.175 2	31.288 9	31.350 4	<b>31.713 6</b>	
	30	26.702 4	28.744 9	29.241 3	29.582 7	29.485 9	<b>29.768 8</b>	
Macaws	10	35.186 5	36.123 4	36.639 0	36.622 8	36.707 4	<b>36.987 8</b>	
	20	29.617 3	32.174 0	32.942 9	32.750 6	32.856 9	<b>33.525 4</b>	
	30	26.738 0	30.073 5	30.605 4	30.592 6	30.728 2	<b>31.121 9</b>	
Market	10	31.134 2	31.746 3	32.837 6	32.699 3	<b>33.100 9</b>	32.895 6	
	20	27.479 6	26.548 4	28.046 7	28.812 4	28.803 1	<b>29.011 7</b>	
	30	24.960 0	24.059 6	25.279 0	<b>26.623 5</b>	26.347 2	26.401 4	
Spinnakers	10	35.352 8	35.978 1	36.801 3	36.618 3	37.064 4	<b>37.266 9</b>	
	20	29.602 8	31.984 9	33.246 2	32.858 8	33.451 8	<b>34.051 6</b>	
	30	26.539 8	29.828 9	30.754 9	30.368 9	31.220 4	<b>31.647 3</b>	

针对主观视觉特性,图 5-7 分别比较了 Butterfly 图像、Leaves 图像和 Lena 图像在  $\sigma$  为 20 时使用 6 种方法的去噪结果。从图 5 中可以明显看出,与其他方法相比,本文方法在显著去除噪声的同时保留了较好的图像细节,得到的去噪图像具有较好的主观视觉特性。

### 3.3 计算复杂度

本文算法时间复杂度的消耗集中在权重的计算上,加权平均等其他步骤的复杂度相比之下可以忽略。本文算法基于像素块的处理包括两个步骤。在彩色通道联合去噪步骤,每一像素点权重计算的总体复杂度为  $O(hd)$ ,式中  $h$  为搜索窗口中的像素数量。在彩色通道融合去噪步骤,计算权重需要求取广义协方差矩阵,此时每一像素点权重计算的总体复杂度为  $O(hd^2)$ 。在上述实验条件下,本文方法处理一幅  $256 \times 256$  彩色图像的运算时间约为 25 s。



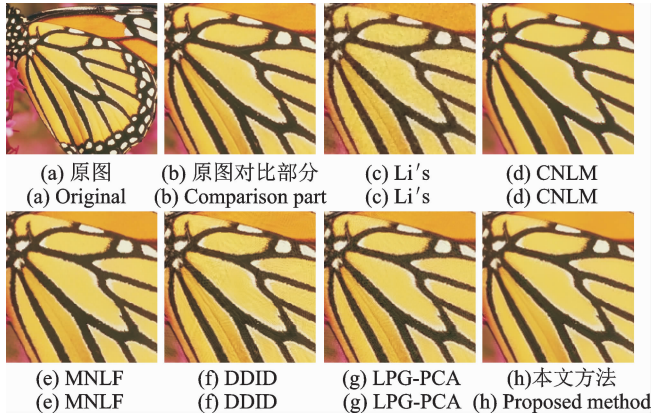


图 5 Butterfly 部分图像在不同方法下的去噪结果比较

Fig. 5 Comparison of visual quality of image Butterfly denoised by different algorithms

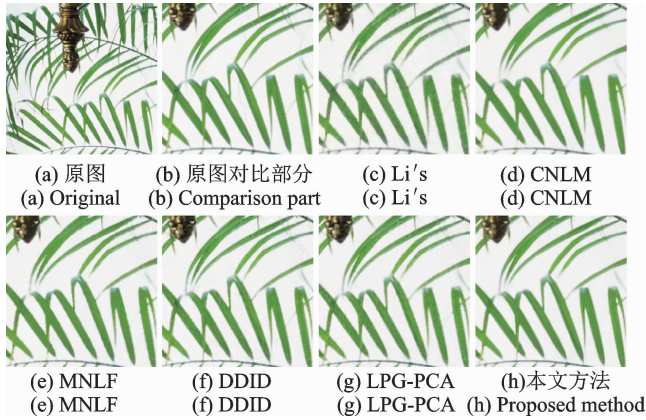


图 6 Leaves 部分图像在不同方法下的去噪结果比较

Fig. 6 Comparison of visual quality of image Leaves denoised by different algorithms

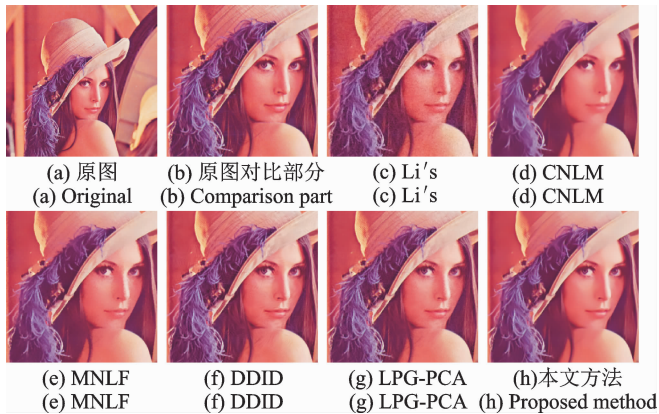


图 7 Lena 部分图像在不同方法下的去噪结果比较

Fig. 7 Comparison of visual quality of image Lena denoised by different algorithms

## 4 结束语

文献[16,17]指出彩色图像具有三通道高频成分近似相同的特性。根据彩色图像的这一特性,在彩色图像非局部均值去噪算法基础上提出一种基于多通道联合估计的非局部均值彩色图像去噪方法。采用经典的彩色图像非局部均值去噪算法对噪声彩色图像去噪,得到预去噪图像作为彩色通道融合去噪步骤的输入;采用广义多通道非局部均值去噪算法对预去噪图像再次去噪,去噪过程应用预去噪图像三通道高频成分的相似性。由于本文方法通过迭代去噪过程,从经过彩色图像非局部均值去噪算法恰当去噪的彩色图像获取3个通道的高频成分,从而有效降低了非边缘区域噪声的影响,使参与去噪的高频成分更加接近原始图像的高频成分,故所提算法具有良好的去噪性能。实验结果表明,本文提出的彩色图像去噪方法在显著去除噪声的同时保留了较好的图像细节,提高了输出图像的主观和客观效果。

### 参考文献:

- [1] Coifman R R, Donoho D L. Translation-invariant de-noising[M]. New York: Springer, 1995.
- [2] 郭业才,康景磊. 形态学算子和小波变换的虹膜去噪算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 586-590.  
Guo Yecai, Kang Jinglei. Suppressing eyelash interference algorithm based on morphology and wavelet analysis[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 586-590.
- [3] 梁栋,沈敏,高清维,等. 一种基于 contourlet 递归 CycleSpinning 的图像去噪方法[J]. 电子学报, 2005, 33(11): 2044-2046.  
Liang Dong, Shen Min, Gao Qingwei, et al. A method for image denoising based on the contourlet transform using recursive cycle spinning[J]. Chinese Journal of Electronics, 2005, 33(11): 2044-2046.
- [4] 丁灿,曲长文,杨俭. 基于贝叶斯估计的改进 Contourlet 变换的 SAR 图像滤波[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(6): 746-754.  
Ding Can, Qu Changwen, Yang Jian. Improved denoising method of contourlet of SAR image based on Bayesian estimation[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(6): 746-754.
- [5] Buades A, Coll B, Morel J. A review of image denoising algorithms with a new one [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [6] Protter M, Elad M. Image sequence denoising via sparse and redundant representations [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2009, 18(1): 27-35.
- [7] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [8] Park S W, Kang M G. NLM algorithm with weight update [J]. Electronics Letters, 2010, 46(15): 1061-1063.
- [9] Zhong Hua, Yang Chen, Zhang Xiaohua. A new weight for nonlocal means denoising using method noise [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2012, 19(8): 535-538.
- [10] Van De V D, Kocher M. SURE-based non-local means [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2009, 16(11): 973-976.
- [11] Zeng W L, Lu X B. Region-based non-local means algorithm for noise removal [J]. Electronics Letters, 2011, 47(20): 1125-1127.
- [12] Sun W F, Peng Y H, Hwang W L. Modified similarity metric for non-local means algorithm [J]. Electronics Letters, 2009, 45(25): 1307-1309.
- [13] Luo Enming, Pan Shengjun, Nguyen Truong. Generalized non-local means for iterative denoising [C] // Signal Processing Conference (EUSIPCO). 2012 Proceedings of the 20th European. Bucharest: IEEE, 2012: 260-264.
- [14] Goossens B, Luong H, Aelterman J, et al. A GPU-accelerated real-time NLMeans algorithm for denoising color video sequences [C] // Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 46-57.
- [15] Li Xin. On modeling interchannel dependency for color image denoising [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2007, 17(3): 163-173.
- [16] Dai, Jingjing, Au Oscar C, Zou Feng, et al. Color image denoising based on multichannel non-local means fusion [C] // Image Processing (ICIP). 2012 19th IEEE International Conference on. Orlando: IEEE, 2012: 1193-1196.
- [17] Dai Jingjing, Au Oscar C, Fang Lu, et al. Multichannel non-local means fusion for color image denoising [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(11): 1873-1886.

- [18] Knaus C, Zwicker M. Dual-domain image denoising [J]. Image Processing (ICIP). Melbourne; IEEE, 2013; 440-444.
- [19] Zhang Lei, Dong Weisheng, Zhang D, et al. Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1531-1549.
- [20] Buades A, Coll B, Morel J M. Non-local means denoising[EB/OL]. <http://www.ipol.im/pub/alg/bcm-nonlocal-means-denoising/>, 2014-11-9.

## 作者简介:



王翔(1992-),男,硕士研究生,研究方向:图像超分辨率重建、图像去模糊, E-mail: wangxiang2713 @ 163.com。



千宗良(1979-),通信作者,男,副教授,研究方向:视频编码、视频处理和视频分析。

陈昌红(1982-),女,副教授,研究方向:图像理解与视频分析、机器学习与模式识别。



刘峰(1964-),男,教授,研究方向:图像处理与网络视频通信、高速 DSP 与嵌入式应用系统设计。

## 附录:

## A. 式(13)的证明

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{2} \text{Cov}(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j)) = \\
 & \frac{1}{2} D(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j)) = \\
 & \frac{1}{2} D\left(\sum_{l \in A_i} w'(i,l) (\mathbf{X}_R(l) + \mathbf{N}_R(l)) - \sum_{l \in A_j} w'(j,l) (\mathbf{X}_R(l) + \mathbf{N}_R(l))\right) = \\
 & \frac{1}{2} D\left(\sum_{l \in A_i} w'(i,l) \mathbf{N}_R(l) - \sum_{l \in A_j} w'(j,l) \mathbf{N}_R(l)\right) = \\
 & \frac{1}{2} D\left(\sum_{l \in A_i \setminus A_j} w'(i,l) \mathbf{N}_R(l) - \sum_{l \in A_j \setminus A_i} w'(j,l) \mathbf{N}_R(l) + \sum_{l \in A_i \cap A_j} (w'(i,l) - w'(j,l)) \mathbf{N}_R(l)\right) = \\
 & \frac{1}{2} \left( \sum_{l \in A_i \setminus A_j} (w'(i,l))^2 D(\mathbf{N}_R(l)) + \sum_{l \in A_j \setminus A_i} (w'(j,l))^2 D(\mathbf{N}_R(l)) + \sum_{l \in A_i \cap A_j} (w'(i,l) - w'(j,l))^2 D(\mathbf{N}_R(l)) \right) = \\
 & \frac{\left( \sum_{l \in A_i} (w'(i,l))^2 + \sum_{l \in A_j} (w'(j,l))^2 - 2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l) \right)}{2} \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_R)
 \end{aligned}$$

## B. 式(14)的证明

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{2} \text{Cov}(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(i) - \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(j)) = \\
 & \frac{1}{2} \left( \text{Cov}(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(i)) - \text{Cov}(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(i), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(j)) \right. \\
 & \left. - \text{Cov}(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(i)) + \text{Cov}(\hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,R}}(j), \hat{\mathbf{X}}_{\text{CNLM1,G}}(j)) \right) = \\
 & \frac{1}{2} \left[ \text{Cov}\left(\sum_{l \in A_i} w'(i,l) \mathbf{N}_R(l), \sum_{l \in A_i} w'(i,l) \mathbf{N}_G(l)\right) - \text{Cov}\left(\sum_{l \in A_i} w'(i,l) \mathbf{N}_R(l), \sum_{l \in A_j} w'(j,l) \mathbf{N}_G(l)\right) \right. \\
 & \left. - \text{Cov}\left(\sum_{l \in A_j} w'(j,l) \mathbf{N}_R(l), \sum_{l \in A_i} w'(i,l) \mathbf{N}_G(l)\right) + \text{Cov}\left(\sum_{l \in A_j} w'(j,l) \mathbf{N}_R(l), \sum_{l \in A_j} w'(j,l) \mathbf{N}_G(l)\right) \right] = \\
 & \frac{1}{2} \left( \sum_{l \in A_i} (w'(i,l))^2 \text{Cov}(\mathbf{N}_R(l), \mathbf{N}_G(l)) + \sum_{l \in A_j} (w'(j,l))^2 \text{Cov}(\mathbf{N}_R(l), \mathbf{N}_G(l)) - 2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l) \right. \\
 & \left. \text{Cov}(\mathbf{N}_R(l), \mathbf{N}_G(l)) \right) = \\
 & \frac{\left( \sum_{l \in A_i} (w'(i,l))^2 + \sum_{l \in A_j} (w'(j,l))^2 - 2 \sum_{l \in A_i \cap A_j} w'(i,l) w'(j,l) \right)}{2} \text{Cov}(\mathbf{N}_R, \mathbf{N}_G)
 \end{aligned}$$

## C. 式(15)的证明

同式(14)证明过程。