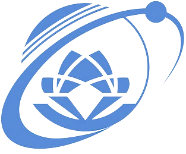


**ĐH Quốc Gia Thành phố Hồ Chí Minh   
Đại học Công nghệ Thông tin**

**🙠~🕮~🙢**



**~ BÁO CÁO ĐỒ ÁN ~**

**NLM ALGORITHM FOR**

**IMAGE DENOISING**

**| Giáo viên hướng dẫn |  
Đỗ Văn Tiến  
Tính toán Đa phương tiện – CS232.M21**

*Thành phố Hồ Chí Minh - 2022*

# **DANH SÁCH THÀNH VIÊN**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **STT** | **Họ tên** | **MSSV** | **Gmail** |
| 1 | Mai Văn Thiên Phước | 20521776 | 20521776@gm.uit.edu.vn |
| 2 | Lâm Minh Tuấn | 20520843 | 20520843@gm.uit.edu.vn |
| 3 | Phạm Xuân Hoàng | 20520519 | 20520519@gm.uit.edu.vn |

Logo, company name

Description automatically generated with medium confidence

# **MỤC LỤC**

[**DANH SÁCH THÀNH VIÊN** 2](#_Toc106627043)

[**MỤC LỤC** 3](#_Toc106627044)

[**TỔNG QUAN ĐỀ TÀI** 4](#_Toc106627045)

[**CHƯƠNG I: GIỚI THIỆU** 4](#_Toc106627046)

[**CHƯƠNG II: THUẬT TOÁN NLM** 5](#_Toc106627047)

[**CHƯƠNG III: TÍNH CHẤT** 7](#_Toc106627048)

[**CHƯƠNG IV: VÍ DỤ** 9](#_Toc106627049)

[**TÀI LIỆU THAM KHẢO** 10](#_Toc106627050)

# **TỔNG QUAN ĐỀ TÀI**

Đề tài trình bày về một phương pháp khử nhiễu ảnh (image denoising) dựa trên giá trị trung bình phi cục bộ của tất cả các pixel trong hình ảnh, được gọi là trung bình phi cục bộ (Non-local Means), viết tắt là **NLM**.

Phương pháp này dựa trên một nguyên tắc đơn giản: thay thế màu của một pixel bằng trung bình cộng của các màu của các pixel tương tự. Nhưng các pixel tương tự nhất với một pixel nhất định không có lý do gì để gần nhau cả. Do đó, rất khó để quét một phần lớn hình ảnh để tìm kiếm tất cả các pixel thực sự giống với pixel mà người ta muốn loại bỏ. [5]

# **CHƯƠNG I: GIỚI THIỆU**

Mục tiêu của các phương thức giảm nhiễu hình ảnh là khôi phục hình ảnh gốc từ một phép đo nhiễu,

Trong đó v(i) là giá trị quan sát được, u(i) là giá trị thực và n(i) là nhiễu động tại một pixel thứ i. Cách đơn giản nhất để tạo mô hình ảnh hưởng của nhiễu trên ảnh kỹ thuật số là thêm nhiễu trắng gaussian. Trong trường hợp đó, n(i) là biến độc lập và phân phối đồng nhất (I.I.D). Giá trị gaussian với giá trị trung bình bằng 0 và phương sai σ2.

Thuật toán **NLM** (Non-local means) được trình bày và phân tích trong đề tài, được xác định như sau:

Trong đó x ∈ Ω, C(x) = là hằng số chuẩn hóa, là Gaussian kernel và h đóng vai trò là một tham số lọc (filtering parameter)[4]. Công thức này có nghĩa là giá trị được quy đổi tại x là giá trị trung bình của tất cả các điểm có vùng lân cận gaussian giống như vùng lân cận của x. Sự khác biệt chính của thuật toán **NLM** đối với các bộ lọc cục bộ (local filter) hoặc bộ lọc miền tần số (domain filter) là việc sử dụng một cách có hệ thống tất cả các khả năng tự dự đoán mà hình ảnh có thể cung cấp, dựa theo tài liệu [1]. Để có phân tích chi tiết hơn về thuật toán **NLM** và so sánh đầy đủ hơn, tham khảo [2].

# **CHƯƠNG II: THUẬT TOÁN NLM**

Cho một ảnh nhiễu rời rạc v = {v(i) | i ∈ I}, giá trị ước tính NL[v](i), đối với một pixel thứ i, được tính là giá trị trung bình có trọng số của tất cả các pixel trong hình ảnh,

Trong đó họ trọng số {w(i, j)}j phụ thuộc vào sự giống nhau giữa các pixel i và j, và thỏa mãn các điều kiện thông thường 0 ≤ w (i, j) ≤ 1 và w(i, j) = 1.

Sự giống nhau giữa hai pixel i và j phụ thuộc vào sự giống nhau của các vector mức xám[3] (grey level) v(Ni) và v(Nj), trong đó Nk biểu thị vùng lân cận hình vuông có kích thước cố định và được căn giữa tại pixel k.

Sự tương tự này được đo dưới dạng một hàm giảm dần của khoảng cách Euclide có trọng số , trong đó a> 0 là độ lệch chuẩn của Gaussian kernel. Việc áp dụng khoảng cách Euclide đối với các biến nhiễu lân cận làm tăng sự cân bằng

Sự cân bằng này cho thấy tính sức mạnh của thuật toán vì khoảng cách Euclid bảo tồn thứ tự tương đồng giữa các pixel.

Các pixel có vùng lân cận mức xám (grey level) tương tự với v(Ni) có trọng số lớn hơn ở mức trung bình, xem hình 1. Các trọng số này được định nghĩa là,

Trong đó Z(i) là hằng số chuẩn hóa

Và tham số h đóng vai trò là mức độ lọc (degree of filtering). Nó kiểm soát sự phân rã của hàm mũ và đó là sự phân rã của các trọng số như một hàm khoảng cách Euclide.

**NLM** không chỉ so sánh mức xám (grey level) ở một điểm đơn lẻ mà cả cấu hình hình học trong toàn bộ vùng lân cận. Hình 1 minh họa thực tế này, pixel q3 có cùng giá trị mức xám của pixel p, nhưng các vùng lân cận khác nhau nhiều và do đó trọng số w(p, q3) gần bằng 0.

A picture containing text, person, person, black

Description automatically generated

**Hình 1:** Các vùng lân cận pixel tương tự cho trọng số lớn, w (p, q1) và w (p, q2), trong khi các vùng lân cận khác nhau cho trọng số nhỏ w (p, q3)

Graphical user interface, website

Description automatically generated

**Hình 2:** Hiển thị phân bố trọng số NLM được sử dụng để ước tính các pixel trung tâm của mọi hình ảnh. Các trọng số đi từ 1 (trắng) đến 0 (đen).

# **CHƯƠNG III: TÍNH CHẤT**

Theo các giả định, với mỗi pixel i, thuật toán NLM hội tụ với kỳ vọng có điều kiện xét trên một vùng lân cận của nó. Trong trường hợp này, điều kiện ổn định có nghĩa là khi kích thước của hình ảnh lớn lên, chúng ta có thể tìm thấy nhiều bản vá(patch) tương tự cho tất cả các chi tiết của hình ảnh.

Gọi V là một trường ngẫu nhiên và giả sử rằng ảnh nhiễu v là một thực nghiệm của V. Gọi Z biểu diễn tập hợp các biến ngẫu nhiên Zi = {Yi, Xi}, trong đó Yi = V(i) có giá trị thực và Xi = V(Ni \ {i}) có giá trị . NLM là một ước lượng cho kỳ vọng có điều kiện r(i) = E[Yi| Xi = v (Ni\ {i})].

**Định lý (Kỳ vọng có điều kiện)** Cho Z ={V(i), V(Ni\{i})} với i = 1, 2,... là một quá trình phân phối hỗn hợp (mixing progress), và đồng cũng là quá trình dừng ngặt (strictly stationary). Gọi NLn là biểu diễn của thuật toán NLM được áp dụng cho dãy Zn = , khi đó:

Với j ∈ {1, 2, …, n}.

Tuyên bố đầy đủ về giả thuyết của định lý và cách chứng minh của nó có thể được tìm thấy trong một khuôn khổ tổng quát hơn trong [6]. Định lý này cho chúng ta minh bạch rằng NLM thích hợp chỉnh sửa ảnh nhiễu hơn là cố gắng tách nhiễu (oscillatory) khỏi ảnh thực.

Trong trường hợp giả định: mô hình nhiễu trắng được cộng tính(additive), kết quả tiếp theo cho thấy kỳ vọng có điều kiện là hàm của V(Ni\ {i}), làm giảm thiểu sai số bình phương trung bình (mean square error) với ảnh thực u.

**Định lý** Gọi V, U, N là các trường ngẫu nhiên trên I sao cho V = U + N, trong đó N là các tín hiệu nhiễu trắng độc lập. Những trạng thái này sẽ được cố định sau đó:

2. Biến ngẫu nhiên kỳ vọng là hàm của V (Ni\{i}) để cực tiểu hóa sai số bình phương trung bình (minimize the mean square error).

Các kết quả lý thuyết về độ tối ưu tương tự đã thu được trong [7] và được dùng trong khử nhiễu ảnh nhị phân.

# **CHƯƠNG IV: VÍ DỤ**

# **TÀI LIỆU THAM KHẢO**

1. A. Efros and T. Leung. Texture Synthesis by Non-parametric Sampling.
2. A. Buades, B. Coll, J. Morel. On image denoising method.
3. M. Nixon, A. Aguado. Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision. Chapter 13 - Appendix 4: Color images.
4. Manisha, S. Dahiya. Comparative Analysis of Different Image Enhancement Techniques.
5. A. Buades, B. Coll, J. Morel. Non-Local Means Denoising.
6. G. Roussas. Nonparametric regression estimation under mixing conditions. Stochastic processes and their applications
7. E. Ordentlich, G. Seroussi, M. Verdu, T. Weiss- man. A discrete universal denoiser and its application to binary images.