**Bộ Giáo dục và Đào tạo**

**Trường Đại học Sài Gòn**

Khoa Công nghệ thông tin

**Đề cương chi tiết**

Ngày thực hiện đề cương: 24/03/2025

|  |  |
| --- | --- |
| Tên đề tài | Tô màu hình ảnh đầy màu sắc (Colorful Image Colorization) |
| Lĩnh vực chuyên ngành | Công nghệ phần mềm |
| Loại hình nghiên cứu | Sản phẩm |
| Người hướng dẫn | Đỗ Như Tài |
| Sinh viên thực hiện 1 | Lê Khánh Hoàng (3122410125) |
| Sinh viên thực hiện 2 | Nguyễn Minh Thuận (3123410365) |
| Sinh viên thực hiện 3 | Nguyễn Tiến Trung (3123410396) |
| Sinh viên thực hiện 4 | Phan Hoàng Vũ (3123410426) |

**GIỚI THIỆU**

**Câu hỏi gợi ý: Lĩnh vực nghiên cứu liên quan đã và đang phát triển như thế nào? Các vấn đề và bài toán đặt ra là gì?**

**Hướng dẫn:** Giới thiệu tổng quan về đề tài – những vấn đề và lĩnh vực liên quan đến đề tài.

**1. Giới thiệu về Tô Màu Ảnh**

Tô màu ảnh (Image Colorization) là quá trình gán màu sắc cho ảnh xám (grayscale), biến những bức ảnh đơn sắc thành hình ảnh đầy đủ màu sắc. Đây là một bài toán quan trọng trong lĩnh vực xử lý ảnh và thị giác máy tính, đòi hỏi sự kết hợp giữa hiểu biết về màu sắc, đặc điểm vật thể, và ngữ cảnh của hình ảnh [1].

Trước đây, tô màu ảnh thường được thực hiện thủ công, yêu cầu các nghệ sĩ hoặc chuyên gia phục chế ảnh phải thêm màu bằng phần mềm đồ họa. Tuy nhiên, với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI) và học sâu (deep learning), các thuật toán hiện đại có thể tự động hóa quá trình này với độ chính xác cao, tạo ra những hình ảnh chân thực và giàu màu sắc [2].

**2. Các Lĩnh Vực Liên Quan**

Tô màu ảnh là một chủ đề có liên quan chặt chẽ đến nhiều lĩnh vực trong khoa học máy tính và ứng dụng thực tế, bao gồm:

* **Thị giác máy tính (Computer Vision):** Tô màu ảnh là một bài toán điển hình trong thị giác máy tính, nơi các mô hình học máy cần hiểu nội dung của ảnh để gán màu phù hợp.
* **Xử lý ảnh số (Digital Image Processing):** Kỹ thuật tiền xử lý và hậu xử lý ảnh đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao chất lượng của ảnh tô màu.
* **Học sâu (Deep Learning):** Các mô hình học sâu như Convolutional Neural Networks (CNNs) và Transformers đang được sử dụng rộng rãi để tự động hóa và cải thiện độ chính xác của quá trình tô màu.
* **Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence):** Tô màu ảnh không chỉ là một bài toán kỹ thuật mà còn có thể được kết hợp với các mô hình AI sáng tạo để tạo ra ảnh phong cách nghệ thuật hoặc phục chế ảnh cổ.
* **Phục chế và bảo tồn ảnh lịch sử:** Một trong những ứng dụng quan trọng nhất của tô màu ảnh là phục hồi các bức ảnh lịch sử, giúp tái hiện những khoảnh khắc quá khứ dưới góc nhìn màu sắc sinh động hơn.

**3. Những Vấn Đề Đặt Ra trong Tô Màu Ảnh**

Mặc dù có nhiều tiến bộ đáng kể, lĩnh vực tô màu ảnh vẫn đối mặt với nhiều thách thức:

* **Độ chính xác màu sắc:** Các mô hình AI có thể gặp khó khăn trong việc xác định chính xác màu sắc của một vật thể khi thiếu thông tin rõ ràng. Ví dụ, một chiếc áo trong ảnh đen trắng có thể có nhiều khả năng màu sắc khác nhau.
* **Bảo toàn tính chân thực:** Một số thuật toán có thể tạo ra màu sắc không thực tế hoặc làm sai lệch thông tin của ảnh gốc.
* **Đa dạng trong kết quả:** Do có nhiều cách tô màu khác nhau cho cùng một hình ảnh, việc đảm bảo sự đa dạng và hợp lý trong kết quả là một thách thức quan trọng.
* **Tô màu ảnh động (Video Colorization):** Mở rộng từ tô màu ảnh tĩnh sang video yêu cầu sự ổn định giữa các khung hình để tránh hiện tượng nhấp nháy màu sắc.
* **Tích hợp với các công nghệ khác:** Kết hợp tô màu ảnh với các công nghệ khác như thực tế ảo (VR) hoặc tăng cường (AR) có thể mở ra nhiều ứng dụng thú vị nhưng cũng đòi hỏi những phương pháp tiếp cận mới.

**4. Kết Luận**

Tô màu ảnh là một lĩnh vực nghiên cứu đầy tiềm năng với nhiều ứng dụng thực tiễn, từ phục chế ảnh lịch sử đến nâng cao trải nghiệm người dùng trong ngành công nghiệp giải trí và truyền thông. Mặc dù còn nhiều thách thức, sự kết hợp giữa học sâu, thị giác máy tính và xử lý ảnh số đang giúp đưa công nghệ này tiến xa hơn, mở ra những khả năng sáng tạo mới cho cả nghiên cứu và ứng dụng thực tế.

**TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU TRONG VÀ NGOÀI NƯỚC**

**Câu hỏi gợi ý: Lĩnh vực nghiên cứu liên quan đã và đang phát triển như thế nào? Các vấn đề và bài toán đặt ra cần giải quyết là gì?**

**Hướng dẫn:** Tìm hiểu các nghiên cứu đã công bố gần nhất (trong 5 năm trở lại) về lĩnh vực liên quan trong và ngoài nước. Phân tích các kết quả đóng góp, nhận xét các hạn chế còn tồn tại.

**1. Nghiên cứu Quốc tế**

Các nghiên cứu trong 5 năm trở lại đây đã tập trung vào việc cải thiện độ chính xác, tốc độ xử lý và tính đa dạng của các phương pháp tô màu ảnh. Một số nghiên cứu tiêu biểu bao gồm:

1. **Colorful Image Colorization (2016)** của Richard Zhang và cộng sự đã đề xuất một mô hình tô màu ảnh dựa trên CNN, trong đó sử dụng một lớp mạng đặc biệt để dự đoán không gian màu sắc hợp lý cho từng điểm ảnh [3].
2. **Deep Exemplar-based Colorization (2019)** của Zhang et al. đã cải thiện phương pháp tô màu bằng cách sử dụng ảnh tham chiếu làm nguồn thông tin màu sắc, giúp tạo ra hình ảnh có màu sắc phù hợp với nội dung hơn [4].
3. **ChromaGAN: Adversarial Picture Colorization with Semantic Hints (2020)** của Vitoria et al. sử dụng mô hình GAN (Generative Adversarial Networks) kết hợp với thông tin ngữ nghĩa để cải thiện tính chính xác của màu sắc trong ảnh tô màu [5].

Các nghiên cứu này đều tập trung vào việc cải thiện chất lượng tô màu bằng cách kết hợp thêm thông tin ngữ cảnh, tăng độ sắc nét và mở rộng khả năng của mô hình khi làm việc với dữ liệu chưa từng thấy trước đó.

**2. Nghiên cứu tại Việt Nam**

Tại Việt Nam, các nghiên cứu về tô màu ảnh đã được triển khai trong cả lĩnh vực học thuật lẫn ứng dụng thực tiễn. Một số nghiên cứu nổi bật gồm:

1. **Tô màu cho ảnh xám dùng mạng nơ-ron tích chập (2020)** của Đồng Quốc Tranh, Hồ Phước Tiến và Trần Thị Minh Hạnh đã nghiên cứu và áp dụng các mô hình CNN để tô màu ảnh tự động. Kết quả cho thấy hiệu quả của các mô hình học sâu trong việc tái tạo màu sắc hợp lý cho hình ảnh [6].
2. **Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phục chế ảnh lịch sử (2022)** của Viện Công nghệ Thông tin Việt Nam, đề xuất phương pháp kết hợp mạng GAN với học không giám sát để tái tạo màu sắc tự nhiên cho ảnh đen trắng lưu trữ [7].
3. **Nghiên cứu bảo tồn màu sắc truyền thống trong công tác tu bổ di tích (2023)** của Đặng Khánh Ngọc và cộng sự, mặc dù không tập trung vào xử lý ảnh kỹ thuật số, nhưng cung cấp nền tảng quan trọng về màu sắc truyền thống, hỗ trợ cho các nghiên cứu về phục chế ảnh lịch sử [8].

Những nghiên cứu này cho thấy tiềm năng ứng dụng của tô màu ảnh trong nhiều lĩnh vực khác nhau tại Việt Nam, đặc biệt là trong bảo tồn di sản và cải thiện chất lượng hình ảnh số.

**4. Những Hạn Chế và Thách Thức**

Mặc dù đã đạt được nhiều thành tựu đáng kể, lĩnh vực tô màu ảnh vẫn đối mặt với một số thách thức lớn:

* **Độ chính xác màu sắc:** Các mô hình hiện tại vẫn gặp khó khăn trong việc tái tạo màu sắc chính xác cho các đối tượng phức tạp hoặc có nhiều khả năng màu sắc khác nhau [9].
* **Thiếu dữ liệu huấn luyện đa dạng:** Các mô hình học sâu cần lượng lớn dữ liệu để học được cách tô màu hợp lý, nhưng không phải lúc nào cũng có sẵn dữ liệu đủ phong phú [10].
* **Khả năng tổng quát hóa:** Một số phương pháp chỉ hoạt động tốt trên tập dữ liệu huấn luyện, nhưng khi áp dụng vào ảnh thực tế, màu sắc có thể bị sai lệch hoặc không tự nhiên [11].
* **Tốc độ xử lý:** Các mô hình phức tạp có thể yêu cầu thời gian xử lý dài, làm giảm tính ứng dụng trong thực tế, đặc biệt là trong các hệ thống thời gian thực [12].

**MỤC TIÊU VÀ PHẠM VI NGHIÊN CỨU**

**Câu hỏi gợi ý: Mục tiêu nghiên cứu chính của đề tài là gì? Phạm vi nghiên cứu là gì?**

**Hướng dẫn:** Đặt bài toán giải quyết và trình bày mục tiêu nghiên cứu chính của đề tài. Nêu phạm vi nghiên cứu của đề tài, bao gồm việc giới hạn phạm vi nghiên cứu và triển khai, các giả định ban đầu đối với nghiên cứu.

**Bài Toán, Mục Tiêu và Phạm Vi Nghiên Cứu của Đề Tài "Colorful Image Colorization"**

**1. Bài Toán Đặt Ra**

Tô màu ảnh là một bài toán quan trọng trong lĩnh vực thị giác máy tính, nhằm chuyển đổi ảnh xám thành ảnh màu sao cho tự nhiên và chân thực. Đây là một bài toán không xác định hoàn toàn (*ill-posed problem*), vì một ảnh xám có thể có nhiều cách tô màu khác nhau và việc xác định màu sắc chính xác đòi hỏi sự hiểu biết về ngữ cảnh, đặc điểm vật thể và quy luật màu sắc trong thế giới thực [13].

Các phương pháp trước đây chủ yếu dựa trên can thiệp của con người hoặc sử dụng thuật toán dựa trên quy tắc, nhưng chúng có nhiều hạn chế về độ chính xác và tính tự động hóa. Trong khi đó, các phương pháp học sâu như mạng nơ-ron tích chập (CNN) đã đạt được những bước tiến lớn trong tự động hóa tô màu ảnh, giúp tạo ra hình ảnh có màu sắc tự nhiên hơn. Tuy nhiên, vẫn còn những thách thức cần giải quyết, bao gồm:

* Làm thế nào để phát triển một mô hình tô màu ảnh có thể hoạt động hoàn toàn tự động mà không cần sự can thiệp của con người?
* Làm thế nào để mô hình có thể tạo ra hình ảnh tô màu sống động, tự nhiên và có thể đánh lừa người quan sát?
* Làm thế nào để cải thiện sự đa dạng của màu sắc, tránh tình trạng ảnh bị mất màu hoặc tô màu không hợp lý?

**2. Mục Tiêu Nghiên Cứu**

Nghiên cứu *Colorful Image Colorization* tập trung vào việc phát triển một mô hình học sâu có thể tô màu ảnh xám một cách tự động và đạt được chất lượng màu sắc tốt hơn so với các phương pháp trước đây [14]. Các mục tiêu chính của nghiên cứu bao gồm:

1. **Xây dựng một mô hình CNN có khả năng tô màu ảnh tự động**
   * Mô hình đề xuất được thiết kế dưới dạng một mạng nơ-ron tích chập sâu (CNN), giúp mô hình có thể học cách gán màu sắc dựa trên tập dữ liệu hình ảnh màu lớn.
2. **Cải thiện tính tự nhiên và độ chân thực của màu sắc**
   * Một trong những hạn chế của các phương pháp trước là hình ảnh tô màu thường bị nhạt hoặc không đủ sống động. Để giải quyết vấn đề này, nghiên cứu sử dụng một hàm mất mát phân loại thay vì hồi quy, giúp tăng cường sự đa dạng của màu sắc [15].
3. **Tăng cường tính khách quan trong đánh giá kết quả tô màu**
   * Chất lượng ảnh tô màu được đánh giá bằng phương pháp *Turing Test* trên Amazon Mechanical Turk, trong đó người tham gia sẽ phân biệt giữa ảnh tô màu bằng AI và ảnh gốc để đo lường độ chân thực của kết quả [16].
4. **Khám phá tô màu ảnh như một phương pháp học tự giám sát**
   * Ngoài việc tô màu ảnh, nghiên cứu còn kiểm tra xem liệu bài toán này có thể đóng vai trò như một nhiệm vụ *pretext* trong học tự giám sát, giúp mô hình học đặc trưng hình ảnh mà không cần nhãn dữ liệu [17].

**3. Phạm Vi Nghiên Cứu**

**3.1. Giới Hạn Phạm Vi Nghiên Cứu**

* **Dữ liệu huấn luyện:** Mô hình được huấn luyện trên tập dữ liệu ImageNet, bao gồm hơn một triệu hình ảnh màu thuộc nhiều thể loại khác nhau, giúp mô hình có thể học được sự đa dạng của màu sắc trong thế giới thực [18].
* **Không gian màu:** Mô hình làm việc trong không gian màu CIE Lab thay vì RGB, vì khoảng cách giữa các màu trong không gian này tương quan tốt hơn với sự nhận thức màu của con người [19].
* **Độ phân giải ảnh:** Trong quá trình huấn luyện, ảnh đầu vào được chuẩn hóa về kích thước 224 × 224 pixel để đảm bảo tính đồng nhất và tối ưu hiệu suất tính toán.
* **Đánh giá chất lượng:** Ngoài việc kiểm tra bằng mắt thường, nghiên cứu còn sử dụng các phương pháp đánh giá tự động như Frechet Inception Distance (FID) để đo lường sự khác biệt giữa ảnh tô màu và ảnh gốc [20].

**3.2. Giả Định Ban Đầu**

Nghiên cứu được thực hiện với một số giả định ban đầu nhằm đơn giản hóa bài toán:

1. **Ảnh đầu vào là ảnh xám có nguồn gốc từ ảnh màu thực tế**
   * Điều này giúp đảm bảo rằng tập dữ liệu huấn luyện có các màu sắc hợp lý để mô hình học tập, thay vì các ảnh xám nhân tạo có thể không phản ánh đúng màu sắc tự nhiên.
2. **Hệ thống phần cứng hỗ trợ huấn luyện mô hình CNN sâu**
   * Việc huấn luyện mô hình yêu cầu GPU mạnh để tăng tốc độ xử lý và đảm bảo mô hình có thể học từ lượng dữ liệu lớn.
3. **Người dùng có thể phân biệt màu sắc dựa trên kinh nghiệm thực tế**
   * Trong các thử nghiệm *Turing Test*, giả định rằng người tham gia có khả năng nhận biết màu sắc hợp lý để đánh giá mức độ chân thực của ảnh tô màu.

**CÁC GIẢ THUYẾT VÀ CÁCH TIẾP CẬN**

**Câu hỏi gợi ý: Các giả thuyết đặt ra để giải quyết bài toán chính? Các cách tiếp cận để giải quyết bài toán đặt ra?**

**Hướng dẫn:** Đặt ra những giả thuyết, hay vấn đề bài toán con cần phải giải quyết để đạt được mục tiêu nghiên cứu đề tài. Các cách tiếp cận (dự kiến) để giải quyết, bài toán con đã đặt.

Giả Thuyết, Bài Toán Con và Cách Tiếp Cận để Đạt Được Mục Tiêu Nghiên Cứu

**1. Giả Thuyết Nghiên Cứu**

Một số giả thuyết chính được đặt ra như sau:

1. **Mạng nơ-ron tích chập (CNN) có thể học được quy luật tô màu từ dữ liệu huấn luyện**
   * Giả thuyết này cho rằng một mô hình học sâu có thể học cách dự đoán màu sắc phù hợp từ tập dữ liệu hình ảnh lớn, dựa trên các đặc trưng hình ảnh như hình dạng, kết cấu và ngữ cảnh [21].
2. **Không gian màu CIE Lab phù hợp hơn không gian màu RGB để học tô màu ảnh**
   * Không gian CIE Lab tách biệt độ sáng (*L*) và thông tin màu (*a, b*), giúp mô hình tập trung vào dự đoán màu sắc mà không bị ảnh hưởng bởi độ sáng của ảnh [22].
3. **Hàm mất mát phân loại thay vì hồi quy giúp cải thiện tính đa dạng của màu sắc**
   * Nếu mô hình sử dụng hàm mất mát phân loại (classification loss) thay vì hồi quy (regression loss), nó có thể tạo ra nhiều khả năng màu sắc hơn, giúp ảnh tô màu trông sống động hơn [23].
4. **Người quan sát khó phân biệt ảnh tô màu tự động với ảnh gốc**
   * Nếu mô hình hoạt động tốt, ảnh tô màu được tạo ra phải đủ chân thực để đánh lừa người xem trong một bài kiểm tra *Turing Test* [24].

**2. Các Bài Toán Con Cần Giải Quyết**

**2.1. Làm thế nào để mô hình học được màu sắc hợp lý từ dữ liệu?**

* Ảnh xám không chứa thông tin màu sắc, vì vậy mô hình cần học được quy luật tô màu từ tập dữ liệu hình ảnh lớn.
* Cần thiết kế một mô hình CNN có thể trích xuất đặc trưng từ ảnh và dự đoán màu sắc phù hợp cho từng pixel.

**2.2. Làm thế nào để tăng cường tính đa dạng của màu sắc?**

* Một đối tượng có thể có nhiều khả năng màu sắc khác nhau (ví dụ: xe hơi có thể màu đỏ, xanh, đen…).
* Phải có cơ chế giúp mô hình có thể tạo ra nhiều kết quả tô màu khác nhau mà vẫn hợp lý.

**2.3. Làm thế nào để đánh giá chất lượng ảnh tô màu?**

* Không có đáp án đúng tuyệt đối cho bài toán tô màu, nên cần tìm một phương pháp đánh giá khách quan.
* Cần kết hợp giữa đánh giá định lượng (chỉ số Frechet Inception Distance - FID) và đánh giá chủ quan (Turing Test).

**2.4. Làm thế nào để mô hình có thể tổng quát hóa tốt trên các loại ảnh khác nhau?**

* Mô hình không chỉ hoạt động tốt trên ảnh huấn luyện mà cần có khả năng tô màu hợp lý cho ảnh mới chưa từng thấy trước đó.
* Cần có cơ chế tránh hiện tượng *overfitting* (quá khớp) với dữ liệu huấn luyện.

**3. Các Cách Tiếp Cận Dự Kiến để Giải Quyết Các Bài Toán Con**

**3.1. Sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) để học tô màu ảnh**

* Một mô hình CNN nhiều lớp được thiết kế để học các đặc trưng từ ảnh xám và dự đoán màu sắc phù hợp.
* Áp dụng kiến trúc *encoder-decoder* giúp trích xuất thông tin quan trọng từ ảnh đầu vào và tạo ra ảnh tô màu đầu ra [25].

**3.2. Áp dụng không gian màu CIE Lab để cải thiện chất lượng tô màu**

* Ảnh xám đầu vào chỉ sử dụng kênh *L* (độ sáng), mô hình dự đoán hai kênh màu *a, b*.
* Điều này giúp quá trình tô màu hiệu quả hơn so với làm việc trực tiếp trong không gian RGB.

**3.3. Sử dụng hàm mất mát phân loại để tăng cường sự đa dạng màu sắc**

* Thay vì sử dụng mất mát hồi quy (Mean Squared Error - MSE) để dự đoán giá trị màu sắc chính xác, mô hình sử dụng mất mát phân loại đa lớp.
* Điều này giúp mô hình có thể chọn ra nhiều khả năng màu sắc phù hợp thay vì chỉ một giá trị duy nhất [26].

**3.4. Kết hợp đánh giá định lượng và đánh giá chủ quan**

* Chỉ số **Frechet Inception Distance (FID)** được sử dụng để so sánh sự khác biệt giữa ảnh tô màu và ảnh gốc.
* **Turing Test** trên nền tảng Mechanical Turk được thực hiện để kiểm tra xem người quan sát có thể phân biệt ảnh tô màu và ảnh gốc hay không [27].

**3.5. Áp dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu và huấn luyện trên tập dữ liệu lớn**

* Sử dụng tập dữ liệu ImageNet để huấn luyện mô hình với hơn một triệu hình ảnh thuộc nhiều chủ đề khác nhau.
* Áp dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu như xoay ảnh, lật ảnh, thay đổi độ sáng để giúp mô hình học được nhiều kiểu hình ảnh khác nhau và tránh bị *overfitting* [28].

Tài liệu tham khảo

[1] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

[2] Ironi, R., Cohen-Or, D., & Lischinski, D. (2005). "Colorization by Example". ACM Transactions on Graphics.

[3] Zhang, R., Isola, P., & Efros, A. A. (2016). "Colorful Image Colorization". European Conference on Computer Vision (ECCV).

[4] Zhang, B., He, M., Liao, J., Sander, P. V., & Yuan, L. (2019). "Deep Exemplar-based Colorization". SIGGRAPH 2019.

[5] Vitoria, P., Castellano, G., & Ballester, C. (2020). "ChromaGAN: Adversarial Picture Colorization with Semantic Hints". IEEE Transactions on Image Processing.

[6] Đồng Quốc Tranh, Hồ Phước Tiến, Trần Thị Minh Hạnh (2020). "Tô màu cho ảnh xám dùng mạng nơ-ron tích chập". Tạp chí Khoa học Công nghệ - Đại học Đà Nẵng.

[7] Viện Công nghệ Thông tin Việt Nam (2022). "Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phục chế ảnh lịch sử". Hội thảo Quốc gia về Công nghệ Thông tin.

[8] Đặng Khánh Ngọc et al. (2023). "Nghiên cứu bảo tồn màu sắc truyền thống trong công tác tu bổ di tích". NSTI Vietnam Journal.

[9] Zhang, R., Zhu, J. Y., Isola, P., et al. (2017). "Real-time User-guided Image Colorization with Learned Deep Priors". SIGGRAPH Asia 2017.

[10] Cao, Y., Zhou, Z., Zhang, W., & Yu, Y. (2017). "Unsupervised Diverse Colorization via Generative Adversarial Networks". Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).

[11] Menick, J., & Kalchbrenner, N. (2018). "Generating High Fidelity Images with Subscale Pixel Networks and Multidimensional Upscaling". NeurIPS 2018.

[12] Isola, P., Zhu, J. Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2017). "Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks". CVPR 2017.

[13] Zhang, R., Isola, P., & Efros, A. A. (2016). "Colorful Image Colorization". *European Conference on Computer Vision (ECCV)*.  
[14] Cheng, Z., Yang, Q., & Sheng, B. (2015). "Deep Colorization". *IEEE International Conference on Computer Vision*.  
[15] Charpiat, G., Hofmann, M., & Schölkopf, B. (2008). "Automatic Image Colorization via Multimodal Predictions". *ECCV 2008*.  
[16] Zhang, R., Isola, P., & Efros, A. A. (2017). "Real-time User-Guided Image Colorization with Learned Deep Priors". *SIGGRAPH Asia 2017*.  
[17] Larsson, G., Maire, M., & Shakhnarovich, G. (2016). "Learning Representations for Automatic Colorization". *ECCV 2016*.  
[18] Russakovsky, O., Deng, J., & Su, H. (2015). "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge". *International Journal of Computer Vision*.  
[19] Iizuka, S., Simo-Serra, E., & Ishikawa, H. (2016). "Let There Be Color!". *SIGGRAPH 2016*.  
[20] Heusel, M., Ramsauer, H., & Unterthiner, T. (2017). "GANs Trained by a Two Time-Scale Update Rule Converge to a Local Nash Equilibrium". *NeurIPS 2017*.

[21] Zhang, R., Isola, P., & Efros, A. A. (2016). "Colorful Image Colorization". *European Conference on Computer Vision (ECCV)*.  
[22] Cheng, Z., Yang, Q., & Sheng, B. (2015). "Deep Colorization". *IEEE International Conference on Computer Vision*.  
[23] Charpiat, G., Hofmann, M., & Schölkopf, B. (2008). "Automatic Image Colorization via Multimodal Predictions". *ECCV 2008*.  
[24] Iizuka, S., Simo-Serra, E., & Ishikawa, H. (2016). "Let There Be Color!". *SIGGRAPH 2016*.  
[25] Russakovsky, O., Deng, J., & Su, H. (2015). "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge". *International Journal of Computer Vision*.  
[26] Larsson, G., Maire, M., & Shakhnarovich, G. (2016). "Learning Representations for Automatic Colorization". *ECCV 2016*.  
[27] Zhang, R., Isola, P., & Efros, A. A. (2017). "Real-time User-Guided Image Colorization with Learned Deep Priors". *SIGGRAPH Asia 2017*.  
[28] Heusel, M., Ramsauer, H., & Unterthiner, T. (2017). "GANs Trained by a Two Time-Scale Update Rule Converge to a Local Nash Equilibrium". *NeurIPS 2017*.