

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP HCM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN
BỘ MÔN CÔNG NGHỆ TRI THỨC

Phương pháp toán trong phân tích dữ liệu thị giác

Đề tài: Tên Báo Cáo Gì Đây

Môn học: Môn Học Gì Đây

Sinh viên thực hiện:

Nguyễn Quốc Anh - 21127006

Giáo viên hướng dẫn:

GS. TS. Lý Quốc Ngọc

Ngày 16 tháng 10 năm 2024



Mục lục

1	Lecture 1. Introduction to Mathematical Method in VDA	1
1.1	Intelligent Vision System	1
1.1.1	The concept of Intelligence	1
1.1.2	The intelligence levels of Vision System's output	1
1.1.3	The three basic levels of Vision Systems:	1
1.1.4	Some Intelligent Vision Systems	1
1.1.5	Learning Method	2
1.2	Generative AI	4
1.2.1	Generative AI in Computer Vision	4
1.2.2	Diffusion Model	4
1.3	Vision-Language Pre-trained Model	7
1.3.1	Vision-Language Pre-trained	7
1.3.2	Text-Image Tasks	7
2	Lecture 2. Metric Space	7
2.1	The Role of Metric Space in VDA	7
2.2	The Basic Concepts in Metric Space	7
2.2.1	Metric Space	8
2.2.2	Cauchy sequences	8
2.2.3	Convergent sequence	8
2.2.4	Complete Metric Space	9
2.2.5	Metric space Hausdorff	9
2.2.6	Contraction mapping and fixed point	10
2.2.7	Contraction mapping on metric space Hausdorff	11
2.3	Applications of Metric Space in VDA	14
2.4	Lecture 3. Apply metric space to VDA	16
2.4.1	Drawing based on Fractal geometry	16
2.5	Fractal image compression	18

3	Chapter 3. Vector Space	21
3.1	The role of vector space in VDA	21
3.2	The basic concepts in vector space	21
3.3	Applications of vector space in VDA	21
4	Chapter 4. Optimization Method	21
4.1	The role of optimization method in VDA	21
4.2	Unconstrained optimization method	21
4.3	Constrained optimization method	21
4.4	Applications of optimization method in VDA	21
5	Chapter 5. Method of Solving a System of Equations	21
5.1	The role of system of equations in VDA	21
5.2	Method of solving system of linear equations	21
5.3	Method of solving system of non-linear equations	21
5.4	Applications of system of equations in VDA	21
6	Chapter 6. Method of Solving Partial Differential Equations	21
6.1	The role of PDE in VDA	21
6.2	Method of solving PDE	21
6.3	Applications of PDE in VDA	21
7	Chapter 7. Deep Learning	21
7.1	The role of DL in VDA	21
7.2	2D and 3D Deep Convolution Neural Network	21
7.3	Deep Recurrent Neural Network	21
7.4	Applications of DL in VDA	21
8	Section	21
8.1	Một số lưu ý	21
8.1.1	Cài đặt offline	21
8.1.2	Sử dụng font khác	22
8.1.3	Đánh số chỉ mục bằng chữ số La Mã	22

8.2 Ví dụ	22
8.3 First subsection	22
8.3.1 First sub-subsection	22
8.4 Chia nhỏ nội dung	23
9 Hình ảnh	23
10 Bảng biểu	24
11 Công thức toán	25
12 Thuật toán	25
13 Code	25
14 Ngôn ngữ	26
15 Sử dụng tài liệu tham khảo	27
Tài liệu	28
A Phụ lục	28

Danh sách bảng

1	Số chân của một số con vật, không có tag [H]	24
2	Số chân của một số con vật, có tag [H]	24

Danh sách hình vẽ

1	Illustration of Forward and Backward/Reverse Diffusion process	5
2	Hình ví dụ (logo HCMUS - updated 30/11/2022)	23
3	Hình ví dụ (logo HCMUS - updated 30/11/2022)	24

1 Lecture 1. Introduction to Mathematical Method in VDA

Introduction

the fourth industrial revolution computer vision

1.1 Intelligent Vision System

1.1.1 The concept of Intelligence

Some indications of intelligence that are of interest include:

- memory, recall, creativity
- computation, inference, recognition, prediction
- retrieval, localization & moving, reasoning

1.1.2 The intelligence levels of Vision System's output

1.1.3 The three basic levels of Vision Systems:

- Basic methods for data processing

Q: Những khám phá nào ở cấp độ 1 mà làm thay đổi ngoạn mục cấp độ 2 và 3?

A: Fast Fourier Transform (FFT) and Convolutional Neural Network (CNN).

- Single task processing
- Complex applications processing.

1.1.4 Some Intelligent Vision Systems

- Intelligent Transportation System (ITS)
- Intelligent Monitor System (IMS)
- Autonomous Vehicle System (AVS)
- Fault Inspection System (FIS)
- Disease Diagnosis System based on Imaging

- Harvesting System in Agriculture
- Intelligent Image-Video Retrieval

1.1.5 Learning Method

Everything advances slowly Ngta sẽ nghiên cứu các mô hình học máy để cải tiến hơn nữa.

- Supervised learning (semi-, self-)
- Unsupervised learning
- Reinforcement learning: học tăng cường, nổi lên thông qua AlphaGo, bây giờ ứng dụng trong xe tự hành, ChatGPT,... RL is a machine learning technique that focouses on training and algorithm following the cut-and-try approach. The algotirithm
 - The agent or the learner
 - The environment

Examples:

- any real-world problem where an agent must interact with an uncertain environment to meet a specific goal: robotics, AlphaGo, autonomous driving, logistics,...

Benefits:

- Artificial General Intelligence (AGI)
- does not need a separate data collection step
- Continual learning: học
- Federated learning
- Deep learning
- Transfer learning

- Meta learning Deep neural networks can achieve great succes when presented wiht large datasets and sufficient computational resources. However, their ability to learn new concepts quickly is limited. It is one of the defining aspects of human intelligence (Jankowski, 2018). Meta learning is one approach to this issue by enabling the network to learn how to learn.

- Image Classification
- Facial Recognition and Face Antispoofing
- Person-specific talking head generateion for unseen

Traditional Programming data -> computer -> results set of rules (proram)

Machine Learning data -> computer -> set of rules (model) results (Optional)

Machine learning as a field is "concerned with the question of how to construct computer programs that automatically improve with experience." - Tom Mitchell 1997 he presents the formal definition of machine learning as follows:

"A computer program is said to learn from **experience E** with respect to some **class of tasks T** and **performance measure P**, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E."

There are three main machine learning paradigms:

- Supervised learning: learning properties of data using labelled data
- Unsupervised learning: learning properties of data using unlabelled data
- Reinforcement learning: learning properties of an environment through trial and error

learning Method

advanced deep neural network system advanced deep neural network architecture

- Le-Net, AlexNet, VGG, GoogleNet
- ResNet, SeNet, EfficientNet
- Graph Neural Network (GNN)
- Generative Adversarial Network (GAN)

- Vision Transformer (ViT)

Q: Có mạng học máy nào mới gần đây không? **A:**

1.2 Generative AI

1.2.1 Generative AI in Computer Vision

- Generative model
 - GAN
 - DIFFUSION
- Image-tasks
 - Text2Image, Image2Text
 - Style2Image
 - HumanBrainSignal2Image
- Video-tasks
 - Text2Video, Video2Text
 - Text2Animation
- Computer Graphics-tasks
 - Text23DScene
 - Text23DObjectAnimation

Q: Ví dụ về lĩnh vực, chủ đề mà Generative AI có thể hỗ trợ, không có không được **A:**
Image2Text (e.g. tóm tắt video)

1.2.2 Diffusion Model

"Diffusion Models are a class of probabilistic generative models that turn noise to a representative data sample."

Using Diffusion models, we can generate images either conditionally or unconditionally.

1. Unconditional image generation simply means that the model converts noise into any "random representative data sample." The generation process is not controlled or guided, and the model can generate an image of any nature.

Q: Nếu như đánh context "flamingos standing on water, red sunset, pink-red water reflection" thì máy có generate được hình ảnh khác không?

A:

Q: mỗi lần tôi gõ cùng một câu thì nó ra một kết quả khác nhau hay giống nhau?

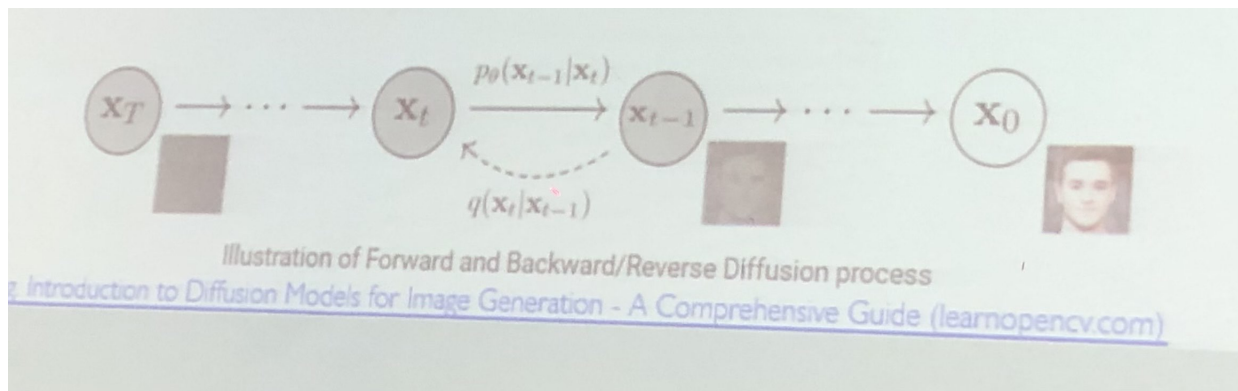
A: tùy vào model

Q: Nếu Intelligence System chỉ dừng ở mức thông minh mà không phải ở mức thông tuệ thì sẽ dừng ở lĩnh vực nào?

A:

An idea used in non-equilibrium statistical physics is that we can **gradually convert one distribution into another**. In 2015, Sohl-Dicktein et al., inspired by this, created "Diffusion Probabilistic models" or "Diffusion models" in short, building on this essential idea.

They build - "A generative Markov chain which converts a simple known distribution (e.g., a Gaussian) into a target (data) distribution using a diffusion process."



Hình 1: Illustration of Forward and Backward/Reverse Diffusion process

In 2015, Sohl-Dickstein et al. published paper "Deep Unsupervised Learning using Nonequilibrium Thermodynamics" and Diffusion models in deep learning were first introduced.

In 2019, Song et al. published a paper, "Generative Modeling by Estimating Gradients of the Data Distribution," using the same principle but a different approach.

In 2020, Ho et al. published the paper, now-popular "Denoising Diffusion Probabilistic Models" (DDPM for short).

After 2020, research in diffusion models took off. Much progress has been made in creating, training, and improving diffusion-based generative modeling in a relatively short time. Some of the Diffusion-based Image Generation models that became famous over the past few months. Some typical famous Diffusion-based Image Generation models include:

- **DALL-E 2** by OpenAI
- **Imagen** by Google
- **Stable Diffusion** by StabilityAI
- **Midjourney**

D and G play the following two-player minimax game with value function $V(G, D)$:

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

Discriminator output for real data x

Discriminator output for generated fake data G(z)

Min Max $V(D,G) = \mathbb{E}_x[\text{Plate} [\log D(x)] + \mathbb{E}_z[\text{P2}(2) [\log(1 - D(G(z)))]]$ G

Error from the discriminator model training

Error from the combined model training

Explainable AI inComputer Vision

Role of XAI in Computer Vision

The absence of explicability and transparency in certain areas is not invariably a problem since state- of-the-art models have an extremely high accuracy.

However, in areas such as autonomous cars, financial transactions and mainly medical applications, failures are unacceptable, considering that erroneous decisions can have disastrous con-sequences, such as the loss of human lives. Due to this fact, these application areas have extreme interest in explaining and interpreting each decision made by deep learning models.

It is possible to use Explaining Artificial Intelligence to improve deep learning models performance.

1.3 Vision-Language Pre-trained Model

1.3.1 Vision-Language Pre-trained

Why is the Vision-Language Pre-trained Model necessary?

Most visual recognition studies rely heavily on crowd-labelled data in deep neural networks (DNNs) training, and they usually train a DNN for each single visual recognition task, leading to a laborious and time-consuming visual recognition paradigm.

To address the two challenges, Vision-Language Models (VLMs) have been intensively investigated recently, which learns rich vision-language correlation from web-scale image-text pairs that are almost infinitely available on the Internet and enables zero-shot predictions on various visual recognition tasks with a single VLM.

1.3.2 Text-Image Tasks

Model Architecture

Given an image-text pair, a VL model first extracts text features $w = W_1, \dots, W_N$ and visual features $v = (V_1, V_M)$ via a text encoder and a vision encoder, respectively. Here, N is the number of tokens in a sentence, and M is the number of visual features for an image, which can be the number of image regions/grids/patches, depending on the specific vision encoder being used. The text and visual features are then fed into a multimodal fusion module to produce cross-modal representations, which are then optionally fed into a decoder before generating the final outputs.

Core VisionTasks

Q: A:

Dataset for VLM

2 Lecture 2. Metric Space

2.1 The Role of Metric Space in VDA

2.2 The Basic Concepts in Metric Space

2.2.1 Metric Space

Metric space (X, d) is space (X) together with a real-valued function $d, d : X \times X \rightarrow \mathbb{R}$, which measures the distance between pairs of points x and y in X .

d obeys the following axioms:

- (i) $0 < d(x, y) < \infty \quad \forall x, y \in X, x \neq y$
- (ii) $d(x, x) = 0 \quad \forall x \in X$
- (iii) $d(x, y) = d(y, x) \quad \forall x, y \in X$
- (iv) $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y) \quad \forall x, y, z \in X$

Such a function d is called a metric.

2.2.2 Cauchy sequences

A sequence of points $\{x_n\}_{n=1}^{\infty}$ in a metric space X, d is called a Cauchy sequence if:

$$\forall \epsilon > 0, \exists N > 0 \text{ such that } d(x_n, x_m) < \epsilon \quad \forall n, m > N$$

2.2.3 Convergent sequence

A sequence of points $\{x_n\}_{n=1}^{\infty}$ is said to converge to a point $x \in X$ in metric space X, d if:

$$\forall \epsilon > 0, \exists N > 0 \text{ so that } d(x_n, x) < \epsilon \quad \forall n > N$$

$x \in X$, to which the sequence converges, is called the limit of the sequence, and we use the notation:

$$x = \lim_{n \rightarrow \infty} x_n$$

2.2.4 Complete Metric Space

Theorem 1. (*Convergent sequence & Cauchy sequence*)

A sequence of points $\{x_n\}_{n=1}^{\infty}$ in metric space X, d converges to a point $x \in X$, then $\{x_n\}_{n=1}^{\infty}$ is a Cauchy sequence.

Definition 4. (*Complete metric space*)

A metric space X, d is complete if every Cauchy sequence $\{x_n\}_{n=1}^{\infty}$ in X has a limit $x \in X$.

2.2.5 Metric space Hausdorff

Let X, d be a complete metric space. Then $\mathcal{H}(X)$ denotes the space whose points are the compact subsets of X , other than the empty set.

Definition 6. (*Metric in space Hausdorff*)

Let X, d be a complete metric space. Let $A, B \in \mathcal{H}(X)$. The Hausdorff distance between points A and B in $\mathcal{H}(X)$ is defined by:

$$h(A, B) = \max\{d(A, B), d(B, A)\}$$

where

$$d(A, B) = \max\{d(x, B) : x \in A\}$$

$$d(x, B) = \min\{d(x, y) : y \in B\}$$

Theorem 2. (*The completeness of metric space Hausdorff*)

Let X, d be a complete metric space. Then $(\mathcal{H}(X), h_d)$ is a complete metric space. Moreover, if $\{A_n \in \mathcal{H}(X)\}_{n=1}^{\infty}$ is a Cauchy sequence then:

$$A = \lim_{n \rightarrow \infty} A_n \in \mathcal{H}(X)$$

$$A = \{x \in X : \exists \text{ a Cauchy sequence } \{x_n \in A_n\} \rightarrow x\}$$

2.2.6 Contraction mapping and fixed point

Definition 1. (*Contraction mapping*)

A transformation $f : X \rightarrow X$ on a metric space X, d is called contractive or a contraction mapping if:

$$\exists s, 0 \leq s < 1 \text{ such that } d(f(x), f(y)) \leq s \cdot d(x, y) \quad \forall x, y \in X$$

Any such number s is called a contractivity factor for f .

Theorem 3. (*Contraction mapping*)

Let $f : X \rightarrow X$ be a contraction mapping on a complete metric space X, d . Then f possesses exactly one fixed point $x_f \in X$ and moreover for any point $x \in X$, the sequence $\{f^n(x)\} \rightarrow x_f$. That is:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f^n(x) = x_f \quad \forall x \in X$$

Theorem 4. (*Fixed point approximation*)

Let $f : X \rightarrow X$ be a contraction mapping on a complete metric space X, d with contractivity factor s . The fixed point x_f is approximated by the following expression:

$$d(f^n(x), x_f) \leq \frac{s^n}{1-s} d(x, f(x)) \quad \forall x \in X$$

Theorem 5. (*Approximate x by fixed point*)

Let $f : X \rightarrow X$ be a contraction mapping on a complete metric space X, d with contractivity factor s , fixed point $x_f \in X$. Then:

$$d(x, x_f) \leq \frac{1}{1-s} d(x, f(x)) \quad \forall x \in X$$

2.2.7 Contraction mapping on metric space Hausdorff

Lemma 1. (*Contraction mapping*)

Let $f : X \rightarrow X$ be a contraction mapping on a complete metric space X, d with contractivity factor s . Then $w : \mathcal{H}(X) \rightarrow \mathcal{H}(X)$ defined by:

$$w(B) = \{w(x) : x \in B\} \quad \forall B \in \mathcal{H}(X)$$

is a contraction mapping on $\mathcal{H}(X), h(d)$ with contractivity factor s .

Lemma 2. (*Contraction mapping sequence*)

Let X, d be a metric space. Let $\{w_n\}_{n=1}^{\infty}$ be contraction mappings on $\mathcal{H}(X), h(d)$ with contractivity factor for w_n denoted by s_n for each n . Define $W : \mathcal{H}(X) \rightarrow \mathcal{H}(X)$ by:

$$W(B) = w_1(B) \cup w_2(B) \cup \dots \cup w_N(B)$$

$$= \bigcup_{n=1}^N w_n(B) \quad \text{for each } B \in \mathcal{H}(X)$$

Then W is a contraction mapping with contractivity factor:

$$s = \max\{s_n : n = 1, 2, \dots, N\}$$

Theorem 6. (*Fixed set in metric space Hausdorff*)

Let $X; w_n, n = 1, 2, \dots, N$ be an iterated function system with contractivity factor s . Then the transformation $W : \mathcal{H}(X) \rightarrow \mathcal{H}(X)$ defined by:

$$W(B) = \bigcup_{n=1}^N w_n(B) \quad \forall B \in \mathcal{H}(X)$$

is a contraction mapping on the complete metric space $\mathcal{H}(X), h(d)$ with contractivity factor s . Its unique fixed set, $A \in \mathcal{H}(X)$, obeys:

$$A = W(A) = \bigcup_{n=1}^N w_n(A)$$

$$A = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(B), \quad B \in \mathcal{H}(X)$$

Q: Ý nghĩa của tính chất này?

A: self-similarity (đặc tính tự tương tự)

$$\begin{aligned} A = W(A) &= \bigcup_{n=1}^N w_n(A) \\ &= \bigcup_{n=1}^N w_n(W(A)) \\ &= \bigcup_{n=1}^N \bigcup_{m=1}^N (w_n w_m(A)) \end{aligned}$$

→ tính chất tự phân hình (tính chất fractal)

Q: Lí giải vì sao cho B nào cx quay về A?

A:

Theorem 7. (*Approximate fixed set in metric space Hausdorff*)

Let $\{w_n\}_{n=1}^N$ be an iterated function system with contractivity factor s . Then the transformation $W : \mathcal{H}(X) \rightarrow \mathcal{H}(X)$ defined by:

$$W(B) = \bigcup_{n=1}^N w_n(B) \quad \text{for all } B \in \mathcal{H}(X)$$

$A \in \mathcal{H}(X)$ is a fixed set approximated (A không bao giờ có giá trị chính xác mà chỉ có giá trị xấp xỉ) by:

$$h(W^{on}(B), A) \leq \frac{s^n}{1-s} h(B, W(B)) \quad \forall B \in \mathcal{H}(X)$$

Q: Ý nghĩa của tính chất này?

A: cho các xấp xỉ

$$h(W^{on}(B), A) \leq \frac{s^n}{1-s} h(B, W(B)) \quad \forall B \in \mathcal{H}(X)$$

$$\exists \varepsilon : h(W^{on}(B), A) \leq \varepsilon \quad \forall B \in \mathcal{H}(X)$$

$$\text{Let } C = h(B, W(B))$$

Theorem 8. (*Approximate O by fixed set*)

Let O be a subset of $\mathcal{H}(X)$. Let $\{w_n\}_{n=1}^N$ be an iterated function system with contractivity factor s . Then the transformation $W : \mathcal{H}(X) \rightarrow \mathcal{H}(X)$ defined by:

$$W(B) = \bigcup_{n=1}^N w_n(B) \quad \text{for all } B \in \mathcal{H}(X)$$

$A \in \mathcal{H}(X)$ is a fixed set of W ,

$$h(O, A) \leq \frac{1}{1-s} h(O, W(O))$$

Q: Ý nghĩa của tính chất này?

A: khẳng định điều kiện khi nào A gần giống O

2.3 Applications of Metric Space in VDA

Q: Nếu d không thỏa điều kiện trong phương trình iii: tính bắc cầu thì gây khó khăn gì?

A:

Cho ví dụ về không gian metric

A: Cho không gian tọa độ ảnh, ta có: $d(x, y)$: khoảng cách giữa 2 điểm x và y trong không gian Euclid, $x = (x_1, x_2)$ và $y = (y_1, y_2)$ với $x_1, x_2, y_1, y_2 \in \mathbb{N}$

$$0 < d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2} < \infty, \forall x \neq y, \forall x_1, x_2, y_1, y_2 \in \mathbb{N}$$

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2} = 0 \Leftrightarrow x = y$$

$$d(x, y) = \sqrt{(y_1 - x_1)^2 + (y_2 - x_2)^2} = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2} = d(y, x)$$

$$\text{Let } z = (z_1, z_2) \in \mathbb{N},$$

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2}$$

$$\leq d(x, z) + d(z, y) = \sqrt{(x_1 - z_1)^2 + (x_2 - z_2)^2} + \sqrt{(z_1 - y_1)^2 + (z_2 - y_2)^2}$$

$$\Leftrightarrow (y_1 - x_1)^2 + (y_2 - x_2)^2 \leq (y_1 - z_1)^2 + (y_2 - z_2)^2 + (z_1 - x_1)^2 + (z_2 - x_2)^2 +$$

$$2\sqrt{(x_1 - z_1)^2 + (x_2 - z_2)^2}\sqrt{(z_1 - y_1)^2 + (z_2 - y_2)^2}$$

$$\Leftrightarrow (y_1 - z_1 + z_1 - x_1)^2 + (y_2 - z_2 + z_2 - x_2)^2$$

$$\leq (y_1 - z_1)^2 + (z_1 - x_1)^2 - 2(y_1 - z_1)(z_1 - x_1)$$

$$+ (y_2 - z_2)^2 + (z_2 - x_2)^2 + 2(y_2 - z_2)(z_2 - x_2)$$

$$\leq (y_1 - z_1)^2 + (z_1 - x_1)^2 + (y_2 - z_2)^2 + (z_2 - x_2)^2$$

$$\Leftrightarrow [(y_1 - z_1)(z_1 - x_1) + (y_2 - z_2)(z_2 - x_2)]$$

$$\leq [(y_1 - z_1)^2 + (y_2 - z_2)^2][(z_1 - x_1)^2 + (z_2 - x_2)^2]$$

Bất đẳng thức Bunjakowski-Schwarz

Q: Cho ví dụ về dãy Cauchy mà không phải dãy hội tụ

A:

Q: Trong hằng hà sa số các ánh xạ, tại sao ánh xạ co được chú ý nhất?

A:

Q: giải thích định lí ánh xạ co và ứng dụng của nó

A:

Generative AI in Computer Vision

Generative Model

D and G play the following two-player minimax game with value function $V(G, D)$:

$$\min_D \max_G V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim P(2)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

Discriminator output for real data x

Discriminator output for generated fake data $G(z)$

$$\min_D \max_G V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim P(2)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

Error from the discriminator model training

Error from the combined model training

HOHUI Quốc Ngpo 12023

57

2.4 Lecture 3. Apply metric space to VDA

2.4.1 Drawing based on Fractal geometry

3.1.1. Computing Fractals from Iterated Function Systems

Consider IFS $\{ \mathbb{R}^2, w_n: n = 1, 2, \dots, N \}$

$$w_i \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad A_i x + t_i$$

p_i associated with w_i

$$p_i \approx \frac{|\det A_i|}{\sum_{i=1}^N |\det A_i|} = \frac{|a_i d_i - b_i c_i|}{\sum_{i=1}^N (a_i d_i - b_i c_i)}, i = 1, 2, \dots, N$$

Q: Vẽ 1 giao diện cho phép tạo **W** để vẽ hình fractal

A:

Deterministic Algorithm

Let, $X; w_1, w_2, \dots, w_N$ be an IFS,

Compute directly a sequence of sets $A_n = W^{on}(B)$, starting from an initial set $A \subset \mathbb{R}^2$

$$\begin{aligned} &B \\ &A_1 = W^{01}(B) \\ &A_2 = W^{02}(B) = W^{01}(W^{01}(B)) = W^{01}(A_1) \\ &\dots \\ &A_{n+1} = W^{01}(A_n) \\ &= \bigcup_{j=1}^N w_j(A_n), n = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

Sequence $\{A_n\}$ converges to the attractor A of the IFS in the Hausdorff metric.

Q: Nguyên lí vẽ hình Fractal?

A: Định lí ánh xạ co và hệ hàm lặp IFS
--

Deterministic Algorithm

1. Initialize $s[M, M]$, $t[M, M]$
2. Setup the values of IFS
 $a[1] = 0.5; b[1] = 0; c[1] = 0; d[1] = 0.5; e[1] = 1; f[1] = 1$
 $a[2] = 0.5; b[2] = 0; c[2] = 0; d[2] = 0.5; e[2] = 50; f[2] = 1$
 $a[3] = 0.5; b[3] = 0; c[3] = 0; d[3] = 0.5; e[3] = 50; f[3] = 50$
3. Input the initial set $A(0)$ into $t[M, M]$
4. Repeat
5. For $i = 1$ to M /Apply W to $A(n)$ to make $A(n + 1)$ in $s[i, j]$ /
6. For $j = 1$ to M
7. If $t[i, j] = 1$ then
8. $s[a[1] * i + b[1] * j + e[1], c[1] * i + d[1] * j + f[1]] = 1$
 $s[a[2] * i + b[2] * j + e[2], c[2] * i + d[2] * j + f[2]] = 1$
9. $s[a[3] * i + b[3] * j + e[3], c[3] * i + d[3] * j + f[3]] = 1$
10. End if
11. End /for j /
12. End /for i /
13. For $i = 1$ to M
14. For $j = 1$ to M
15. $t[i, j] = s[i, j]$ /Put $A(n + 1)$ into the array $t[i, j]$ /
16. $s[i, j] = 0$ /Reset the array $s[i, j]$ to 0/
17. If $t[i, j] = 1$ then
18. setpixel(i, j) /Plot $A(n + 1)$ /
19. End if
20. End /for j /
21. End /for i /
22. Until $A(n + 1) = W(A(n + 1))$

Q: Ý nghĩa của thuật toán này?

A:

Random Iteration Algorithm

Let $\{X; w_1, w_2, \dots, w_N\}$ be an IFS, where $p_i > 0$ has been $1, 2, \dots, N$ assigned to $w_i > 0$, $\sum p_i = 1$

Choose $x_0 + - \in X$ and then choose recursively, independently,

$x_n \in \{w_1(x_{n-1}), w_2(x_{n-1}), \dots, w_N(x_{n-1})\}, n = 1, 2, 3, \dots$

Where the probability of the event $x_n = w_i(x_{n-1})$ is p_i

Sequence $\{x_n\}$ be constructed converges to the attractor of the IFS.

1. Initialize $s[M, M], t[M, M]$
2. Setup the values of IFS

$a[1] = 0.5; b[1] = 0; c[1] = 0; d[1] = 0.5; e[1] = 1; f[1] = 1$
 $a[2] = 0.5; b[2] = 0; c[2] = 0; d[2] = 0.5; e[2] = 50; f[2] = 1$
 $a[3] = 0.5; b[3] = 0; c[3] = 0; d[3] = 0.5; e[3] = 50; f[3] = 50$
3. $x = 0; y = 0; numits = N$ /Initialize (x, y) and the number of iterations/
4. For $n = 1$ to $numits$ /Random Iteration/
5. $k = \text{int}(3 * \text{rnd} - 0.0001) + 1$ /Choose one of the numbers 1,2,3/
6. $newx = a[k] * x + b[k] * y + e[k];$
7. $newy = c[k] * x + d[k] * y + f[k];$
8. $x = newx;$
9. $y = newy;$
10. $\text{setpixel}(x, y);$
11. End /for n /

2.5 Fractal image compression

Method

Based on theorem of contraction mapping sequence in metric space Hausdorff

Let the Original image be O

The compression image will be $\{w_n\}$

The ideal uncompressed will be A

The real uncompressed be $W(B)$

Q: Ứng dụng vào ảnh Fractal?

A:

Q: Ảnh tự có phụ thuộc vào ảnh ban đầu không?

A:

Q: Viết chương trình nén/giải nén bằng kĩ thuật Fractal?

A: asdasdasdasda

không gian metric hiểu các yếu tố cơ bản , định lí ánh xạ co & ứng dụng trong tạo hình & nén ảnh
Fractal, không gian vector

3 Chapter 3. Vector Space

3.1 The role of vector space in VDA

3.2 The basic concepts in vector space

3.3 Applications of vector space in VDA

4 Chapter 4. Optimization Method

4.1 The role of optimization method in VDA

4.2 Unconstrained optimization method

4.3 Constrained optimization method

4.4 Applications of optimization method in VDA

5 Chapter 5. Method of Solving a System of Equations

5.1 The role of system of equations in VDA

5.2 Method of solving system of linear equations

5.3 Method of solving system of non-linear equations

5.4 Applications of system of equations in VDA

6 Chapter 6. Method of Solving Partial Differential Equations

6.1 The role of PDE in VDA

6.2 Method of solving PDE

6.3 Applications of PDE in VDA

7 Chapter 7. Deep Learning

- Để gõ thuật toán: `algorithm` và `algpseudocode`
- Để nhúng (chèn) code: `listings`

Các gói này được cài đặt thông qua lệnh

```
1 sudo apt-get install texlive-full
```

Tuy nhiên kích thước gói đầu đó vào khoảng 5GB (!). Vì vậy tốt nhất nên xài Overleaf.

8.1.2 Sử dụng font khác

Tham khảo font `typefaces` tại [link này](#).

8.1.3 Đánh số chỉ mục bằng chữ số La Mã

Mở file `main.tex` và bỏ comment dòng

```
1 % \renewcommand{\thesection}{\Roman{section}}
2 % \renewcommand{\thesubsection}{\thesection.\Roman{subsection}}
```

8.2 Ví dụ

Ngày xưa ngày xưa, ở vương quốc VNUHCM - US, có một chàng hoàng tử ngồi cầm đầu viết doc¹.

Mặc định muốn xuống dòng chỉ cần dùng `\\` (2 lần dấu xet huyền).

Nếu bạn muốn thụt đầu dòng khi bắt đầu paragraph mới, vào `main.tex` và disable dòng

```
1 \setlength{\parindent}{0pt}
```

8.3 First subsection

8.3.1 First sub-subsection

Subsection để ví dụ thôi. Thêm vài ví dụ:

- Dùng `itemize`
- Vẫn là `itemize`

Sau đó xài `enumerate`:

¹Đây là footnote, chú thích lại những gì cần chú ý.



Hình 2: Hình ví dụ (logo HCMUS - updated 30/11/2022)

1. Dùng enumerate
2. Vẫn là enumerate

Nhỏ hơn subsubsection thì xài `paragraph`:

Đây là ví dụ cho paragraph Lưu ý là paragraph không nằm trong Mục lục.

8.4 Chia nhỏ nội dung

Bạn có thể chia nhỏ nội dung của báo cáo thành các file `.tex` và dùng lệnh `input` để chèn vào báo cáo chính. Ví dụ có trong file `main.tex`.

9 Hình ảnh

Hình ảnh được thể hiện như hình 2, lưu ý flag `[H]` để disable floating (hình được hiển thị đúng vị trí, không trôi lên đầu trang).

Hình 3 cũng là hình ví dụ nhưng có tag `[H]`. Lưu ý là có tag `[H]` thì code ở đâu hình sẽ nằm ở đó, không quan trọng nội dung ít hay nhiều (trang giấy sẽ thừa 1 khúc như bạn thấy). Để hiểu hơn về positioning trong LaTeX, xin tham khảo [bài này](#).

Tên con vật	Số chân
Gà	2
Chó	4
Trần Hoàng Tử	2

Bảng 1: Số chân của một số con vật, không có tag [H]



Hình 3: Hình ví dụ (logo HCMUS - updated 30/11/2022)

10 Bảng biểu

Bảng biểu được thể hiện như bảng 1, lưu ý flag [H] để disable floating (bảng được hiển thị đúng vị trí, không trôi lên đầu trang). Bảng 1 là một trường hợp không sử dụng tag [H] và bảng bị trôi tít lên đầu trang:

Bảng 2 thể hiện bảng biểu với tag [H]². Để không phải mất thời gian tuổi trẻ ngồi chỉnh table, xài <https://www.tablesgenerator.com>.

Tên con vật	Số chân
Gà	2
Chó	4
Trần Hoàng Tử	2

Bảng 2: Số chân của một số con vật, có tag [H]

²Tương tự cách sử dụng tag [H] với hình

11 Công thức toán

Công thức toán gõ chung 1 dòng thì dùng 2 lần dấu dollar: $f(x) = x^2 + 2x + 1$. Với công thức nằm riêng 1 dòng thì gõ 2 cặp dấu dollar:

$$\textit{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

Siêu việt hơn, gõ hệ phương trình thì nên dùng tag `equation`

$$a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n = u$$

$$b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n = v$$

$$c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n = w$$

Tham khảo cách gõ equation trên [Overleaf](#) nhé!

12 Thuật toán

Dùng gói `algorithm` và `algpseudocode` để gõ đoạn thuật toán [1](#)³

13 Code

Dùng gói `listings` để gõ code, ví dụ cho C++:

```
1 #include <iostream>
2
3 int main() {
4     std::cout << "Hello, world!\n";
5     return 0;
6 }
```

Cho Python:

³Tất nhiên đây là dùng katana mổ ruồi!

Algorithm 1 Thuật toán đếm xem nhiều gà hay nhiều chó hơn

function GACHOSONAOLONHON(*ga*, *cho*)

$soGa \leftarrow 0$

$soCho \leftarrow 0$

for $i \in [0, |ga| - 1]$ **do**

$soGa \leftarrow soGa + 1$

end for

for $i \in [0, |cho| - 1]$ **do**

$soCho \leftarrow soCho + 1$

end for

if $soGa > soCho$ **then**

return $soGa$

else if $soGa < soCho$ **then**

return $soCho$

else

return "bang nhau"

end if

end function

```
1 print("Hello, world!")
```

Đặc biệt: code có comment bằng tiếng Việt

```
1 # In các số chẵn trong đoạn [1, 10]
2
3 for i in range(1, 11):
4     if i % 2 == 0:
5         print(i)
```

14 Ngôn ngữ

Ngôn ngữ mặc định của template là Tiếng Việt, config ở file `main.tex` với lệnh

```
1 \usepackage[utf8]{vietnam}
```

Để chuyển sang Tiếng Anh (e.g. nhiều khi bạn muốn label trong các bảng bằng Tiếng Anh; bạn muốn viết report bằng Tiếng Anh thay vì Tiếng Việt), khi đó có 2 lựa chọn:

- Chuyển xài package `babel` và xài tag `\uselanguage`.
- Bỏ xài package `vietnam`

Hướng dẫn thì mời bạn xem [link này](#)

15 Sử dụng tài liệu tham khảo

File BibTeX tài liệu tham khảo nằm ở đường dẫn `ref/ref.bib`. Sửa tên file `.bib` sẽ phải sửa lại nội dung file `ref.tex`.

Đây là ví dụ cite một tài liệu[?].

A Phụ lục

- Template này **không phải** là template chính thức của Khoa Công nghệ thông tin - Trường Đại học Khoa học Tự nhiên.
- Các hình ảnh, bảng biểu, thuật toán trong template chỉ mang tính chất ví dụ.
- Nhóm tác giả phân phối **miễn phí** template này **trên GitHub** và **trên Overleaf** với **Giấy phép GNU General Public License v3.0**. Nhóm tác giả không chịu trách nhiệm với các bản phân phối không nằm trong hai kênh phân phối chính thức nêu trên.