

TĂNG CƯỜNG KHẢ NĂNG CHUYỂN KIỂU CHỮ ĐA NGÔN NGỮ TRONG BÀI TOÁN ONE-SHOT BẰNG MÔ HÌNH KHUẾCH TÁN

Sinh viên thực hiện: **Trần Đình Khánh Đăng**

Giảng viên hướng dẫn: **TS. Dương Việt Hằng**

Lớp khoá học: **KHMT2022.1**

Khoa: **Khoa học máy tính**

Mục lục

1. Giới thiệu
2. Thách thức và Cơ sở lý thuyết
3. Phương pháp đề xuất
4. Thực nghiệm và Đánh giá
5. Kết luận

Mục lục

1. Giới thiệu

2. Thách thức và Cơ sở lý thuyết

3. Phương pháp đề xuất

4. Thực nghiệm và Đánh giá

5. Kết luận

Thiết kế phông chữ



TOP 4 FREE GOOGLE FONT COMBOS

by THE HUMANISTA CO.

FONT COMBO 1

Cormorant Garamond

SUBHEADING FUTURA FONT

This is the body text Futura font

FONT COMBO 2

Ovo

SUBHEADING WORK SANS FONT

This is the body text Ovo font

FONT COMBO 3

Poppins

Subheading Libre Bakersville Font

This is the body text Poppins font

FONT COMBO 4

Crimson Pro

SUBHEADING JOSEFIN SANS FONT

This is the body text Crimson Pro font

HOLISTIC DESIGN

WWW.THEHUMANISTA.CO

Ứng dụng rộng rãi của các phong chữ trong đời sống thực



Thách thức của thiết kế truyền thống

Mặc dù nhu cầu sử dụng phong chữ rất lớn, quy trình thiết kế truyền thống gặp nhiều trở ngại:

1. Tốn kém chi phí & thời gian:

- Phải vẽ thủ công từng nét để đảm bảo tính thẩm mỹ.
- Quy trình lặp lại nhàm chán.

2. Thách thức về quy mô (Scale):

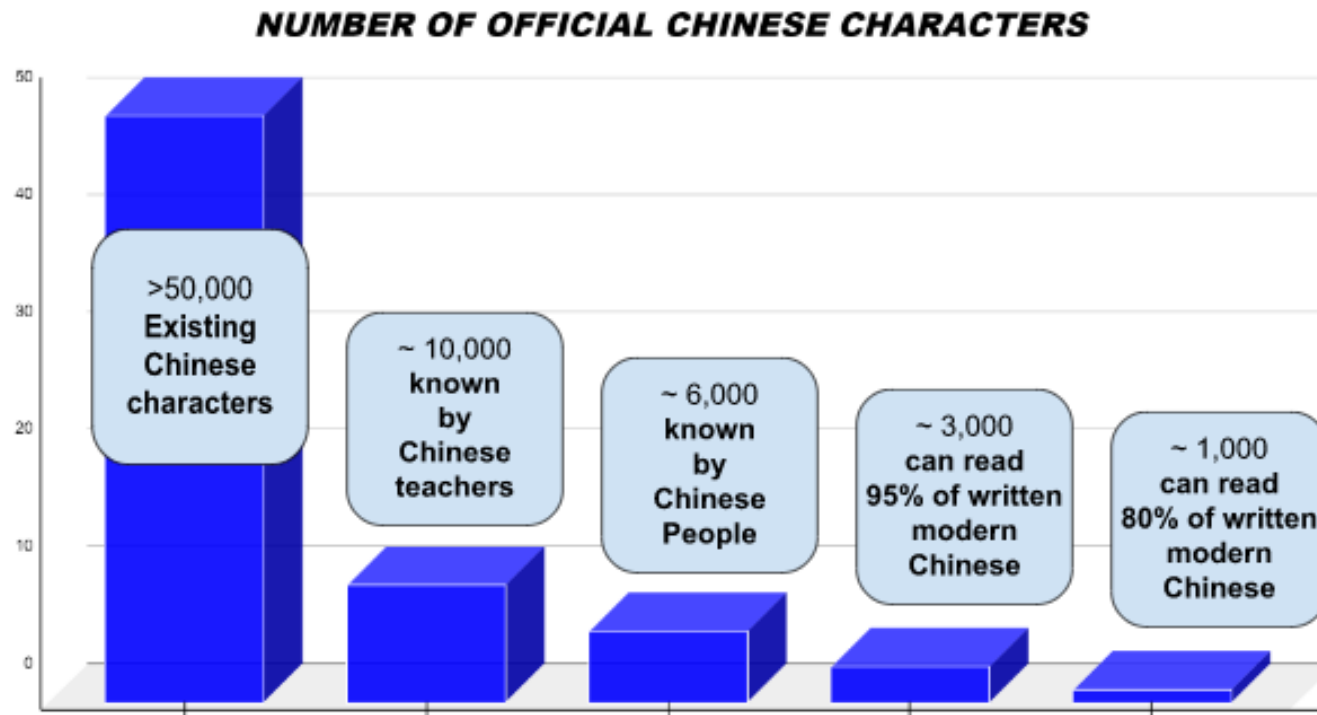
- Latin: Chỉ 52 ký tự.
- **CJK (Hán/Nôm):** Hàng chục nghìn ký tự. → **Rất tốn kém nếu làm thủ công hoàn toàn.**

3. Hạn chế về hỗ trợ đa ngôn ngữ (Localization Barrier):

- Các font nghệ thuật đẹp thường chỉ hỗ trợ ngôn ngữ phổ biến (Anh, Trung).
- Thiếu các **glyph Latin mở rộng** (như tiếng Việt: ă, â, đ...) hoặc hệ chữ ít phổ biến (Thái, Lào).

Thách thức của thiết kế truyền thống

→ Không thể tái sử dụng trực tiếp nếu không tự thiết kế bổ sung các ký tự thiếu.



Giải pháp: One-shot Font Generation

Thay vì vẽ thủ công hàng chục nghìn ký tự, AI sẽ “học” phong cách từ **một chữ mẫu duy nhất** để sinh ra toàn bộ bộ font.

+

→

Nội dung
(Ký tự gốc)

Phong cách
(1 Mẫu)

Kết quả
(Font mới)

Giải pháp: One-shot Font Generation

Giải quyết triệt để 3 thách thức trên:

- ✓ **Tốc độ & Chi phí:** Rút ngắn quy trình từ hàng tháng xuống vài giây.
- ✓ **Mở rộng quy mô:** Sinh tự động hàng vạn ký tự Hán/Nôm mà không tốn sức người.
- ✓ **Hỗ trợ đa ngôn ngữ (Localization):** Tự động sinh các **glyph thiếu** (như dấu tiếng Việt, ký tự Thái) từ các font nước ngoài, giúp tái sử dụng tài nguyên font hiệu quả.

Mục tiêu & Đóng góp của Khoá luận

Tuy nhiên, đa số mô hình hiện tại chỉ làm tốt trên đơn ngữ (VD: Hán \rightarrow Hán).

Mục tiêu khoá luận: Xây dựng giải pháp **Cross-Lingual (Đa ngôn ngữ)** tổng quát.

→ **Phạm vi kiểm chứng (Scope):** Tập trung vào cặp **Latin - Hán tự**. (Lý do: Đây là cặp có cấu trúc khác biệt lớn nhất, đóng vai trò là trường hợp khó nhất để đánh giá khả năng của mô hình).

Đóng góp chính:

1. Xây dựng pipeline dựa trên **Diffusion Model** (thay vì GAN).
2. Đề xuất mô-đun **CL-SCR** để xử lý sự chênh lệch cấu trúc giữa hai hệ chữ này.

Mục lục

1. Giới thiệu

2. Thách thức và Cơ sở lý thuyết

3. Phương pháp đề xuất

4. Thực nghiệm và Đánh giá

5. Kết luận

Khoảng cách hình thái học

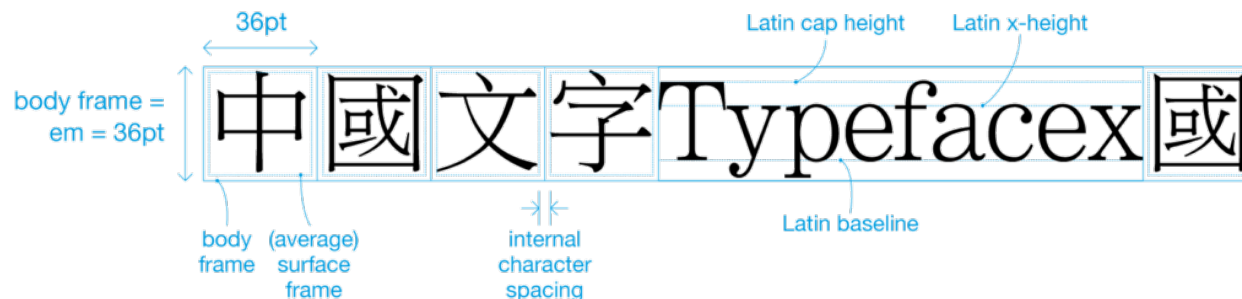
Tại sao cặp Latin - Hán tự lại là thách thức lớn nhất?

1. Latin (Đại diện hệ chữ cái):

- Cấu trúc tuyến tính (Linear).
- Ít nét, mật độ thưa.
- **Vấn đề:** Thiếu thông tin để suy diễn sang chữ phức tạp.

2. Hán tự (Đại diện hệ tượng hình):

- Cấu trúc khối vuông (Square block).
- Nét dày đặc, phức tạp.
- **Vấn đề:** Dễ bị biến dạng cấu trúc khi áp dụng phong cách lạ.



Khoảng cách hình thái học

→ Khoảng cách (Gap) giữa hai nhóm này chính là rào cản lớn nhất mà mô hình cần vượt qua.

Tiếp cận giải quyết vấn đề

Với khoảng cách hình thái lớn như vậy, các phương pháp hiện tại xử lý ra sao?

1. Các phương pháp dựa trên GAN: 2. Tại sao chọn Diffusion Model?

(Ví dụ: DG-Font, FTransGAN)

- **Cơ chế:** Cố gắng học ánh xạ trực tiếp giữa hai miền ảnh.
- **Thất bại:** Do cấu trúc quá khác biệt, GAN thường sinh ra ảnh bị **Mode Collapse** (biến dạng) hoặc **Blur** (mờ) khi cố gắng “ép” chữ Latin thành khối vuông Hán tự.

- **Cơ chế:** Khử nhiễu dần dần (Denoising) từ trạng thái vô định hình.
- **Ưu điểm:** Cho phép kiểm soát cấu trúc (Structure) và phong cách (Style) tách biệt tốt hơn.

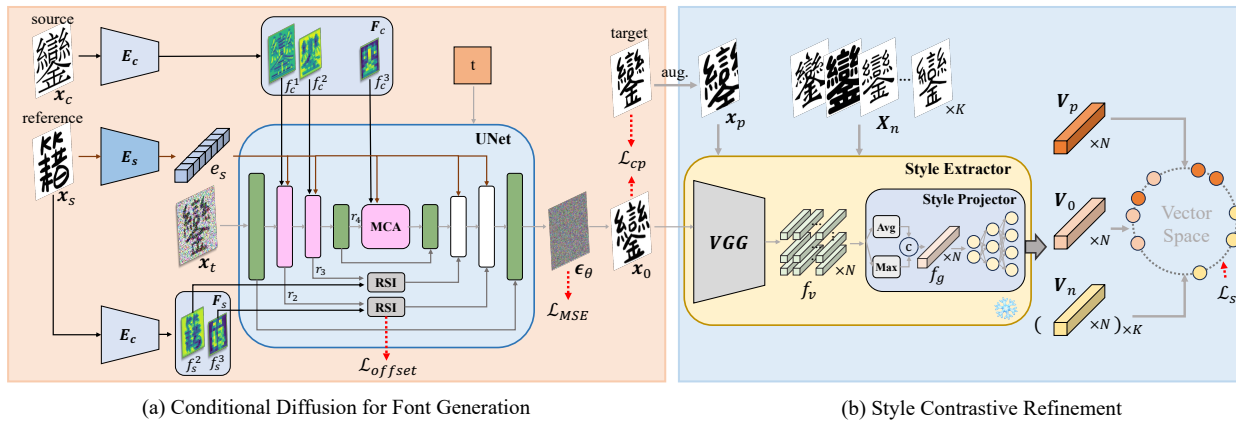
→ Đây là chìa khoá để bắc cầu qua “Morphological Gap”.

Mục lục

1. Giới thiệu
2. Thách thức và Cơ sở lý thuyết
- 3. Phương pháp đề xuất**
4. Thực nghiệm và Đánh giá
5. Kết luận

Tổng quan mô hình cải tiến

Kiến trúc FontDiffuser + CL-SCR Kế thừa FontDiffuser (AAAI'24) và đề xuất mô-đun mới cho đa ngôn ngữ.



3 Thành phần chính:

1. **MCA**: Tổng hợp nội dung đa tỷ lệ (Giữ nét).
2. **RSI**: Tương tác cấu trúc (Chống biến dạng).
3. **CL-SCR (New)**: Tinh chỉnh phong cách xuyên ngôn ngữ.

Trọng tâm: Module CL-SCR

Cross-Lingual Style Contrastive Refinement Giải pháp cho vấn đề “Domain Gap” giữa hai ngôn ngữ.

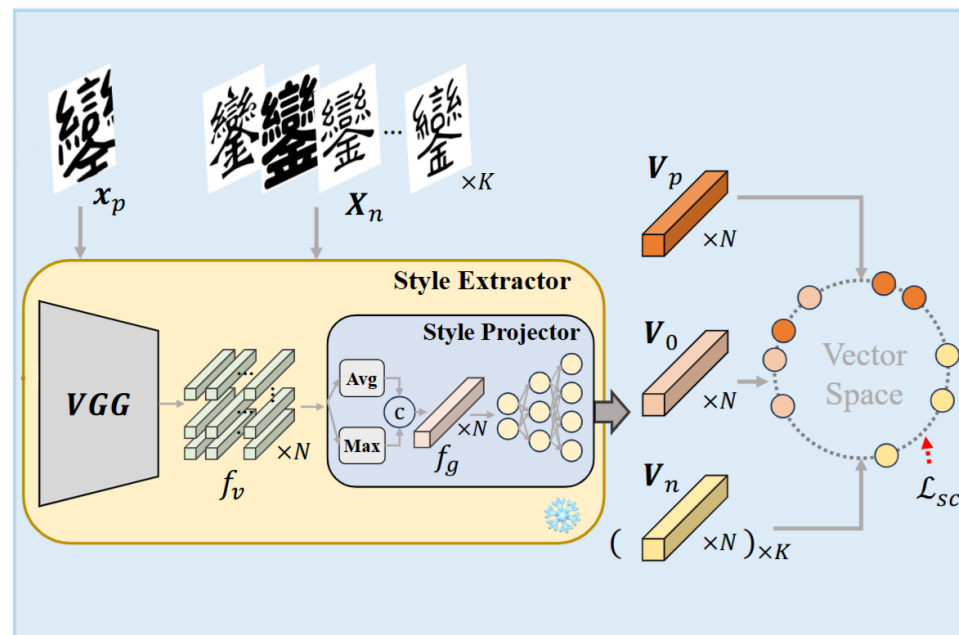
Cải tiến cốt lõi:

- **Mở rộng mẫu âm (Negative Samples):** Lấy mẫu từ cả hai miền ngôn ngữ.

- **Chiến lược Loss hỗn hợp:**

$$L = \alpha \cdot L_{\text{intra}} + \beta \cdot L_{\text{cross}}$$

- Tăng trọng số $\beta = 0.7$ để ép mô hình học sự tương đồng phong cách bất kể ngôn ngữ nào.



Cơ chế tương phản đa miền

Mục lục

1. Giới thiệu
2. Thách thức và Cơ sở lý thuyết
3. Phương pháp đề xuất
4. Thực nghiệm và Đánh giá
5. Kết luận

Bộ dữ liệu

Kế thừa bộ dữ liệu chuẩn từ **FTransGAN**.

- **Quy mô: 818** bộ phong chữ song ngữ (Bao gồm Serif, Sans-serif, Thư pháp...).
- **Cấu trúc cặp (Paired Data):**

Latin: **52** ký tự cơ bản.

Hán tự: **800** ký tự thông dụng (GB2312).

- **Đặc điểm:** Nhất quán tuyệt đối về phong cách giữa hai hệ chữ → Cung cấp **Ground-truth** tự nhiên cho việc học.

Kịch bản đánh giá

Tuân theo chuẩn của FTransGAN và FontDiffuser.

SFUC (Seen Font, Unseen Char):

- Font đã biết, sinh ký tự mới.
- **Mục tiêu:** Đánh giá khả năng **nội suy phong cách**.

UFSC (Unseen Font, Seen Char):

- Font **mới hoàn toàn** (chưa từng thấy khi train).
- **Mục tiêu:** Đánh giá khả năng **One-shot Generalization** (Kịch bản khó nhất & Quan trọng nhất).

Cấu hình Huấn luyện & Suy diễn

1. Môi trường & Giai đoạn 1:

- **Phần cứng:** Kaggle Cloud, GPU NVIDIA Tesla P100 (16GB).
- **Framework:** PyTorch, Diffusers.
- **Phase 1:** 400.000 bước, Batch 4, AdamW ($\text{lr} = 1 \times 10^{-4}$).
- **Mục tiêu:** Học cấu trúc nội dung và phong cách cơ bản.

2. Tiền huấn luyện CL-SCR:

- **Quy mô:** 200k bước, Batch 16, Adam[cite: 914].
- **Augmentation:** Random Resized Crop (Scale 0.8-1.0) \rightarrow Tăng tính bền vững với biến thể hình học.

3. Giai đoạn 2 - Tinh chỉnh:

- **Thiết lập:** 30k bước, Batch 4, giảm $\text{lr} = 1 \times 10^{-5}$ để tránh phá vỡ cấu trúc.
- **CL-SCR:** Chế độ both (Nội miền + Xuyên miền), $\alpha = 0.3, \beta = 0.7, K = 4$.
- **Hàm Loss tổng hợp:**

$$L_{\text{total}} = L_{\text{MSE}} + 0.01L_{\text{percep}} + 0.5L_{\text{offset}} + 0.01L_{\text{CL-SCR}}$$

4. Quy trình Inference:

- **Sampler:** DPM-Solver++ (20 steps) để cân bằng tốc độ/chất lượng.
- **Guidance:** Classifier-free Guidance (CFG).

Các thước đo đánh giá

Để đánh giá toàn diện, khoá luận sử dụng hệ thống đo lường đa tầng:

1. Định lượng (Quantitative):

L1 & SSIM Độ chính xác về điểm ảnh & cấu trúc (Pixel-level).

LPIPS Độ tương đồng nhận thức (Perceptual distance).

FID (**Quan trọng nhất**) Đo khoảng cách phân bố giữa ảnh sinh và ảnh thật (Độ chân thực).

2. Định tính (Qualitative):

- **Visual Inspection:** So sánh bằng mắt thường các chi tiết nét (gai, xước, đậm/nhạt).

- **User Study:** Khảo sát mù (Blind Test) trên 20 người dùng để đánh giá độ hài lòng thị giác.

→ **Kết hợp cả độ chính xác máy học và cảm nhận con người.**

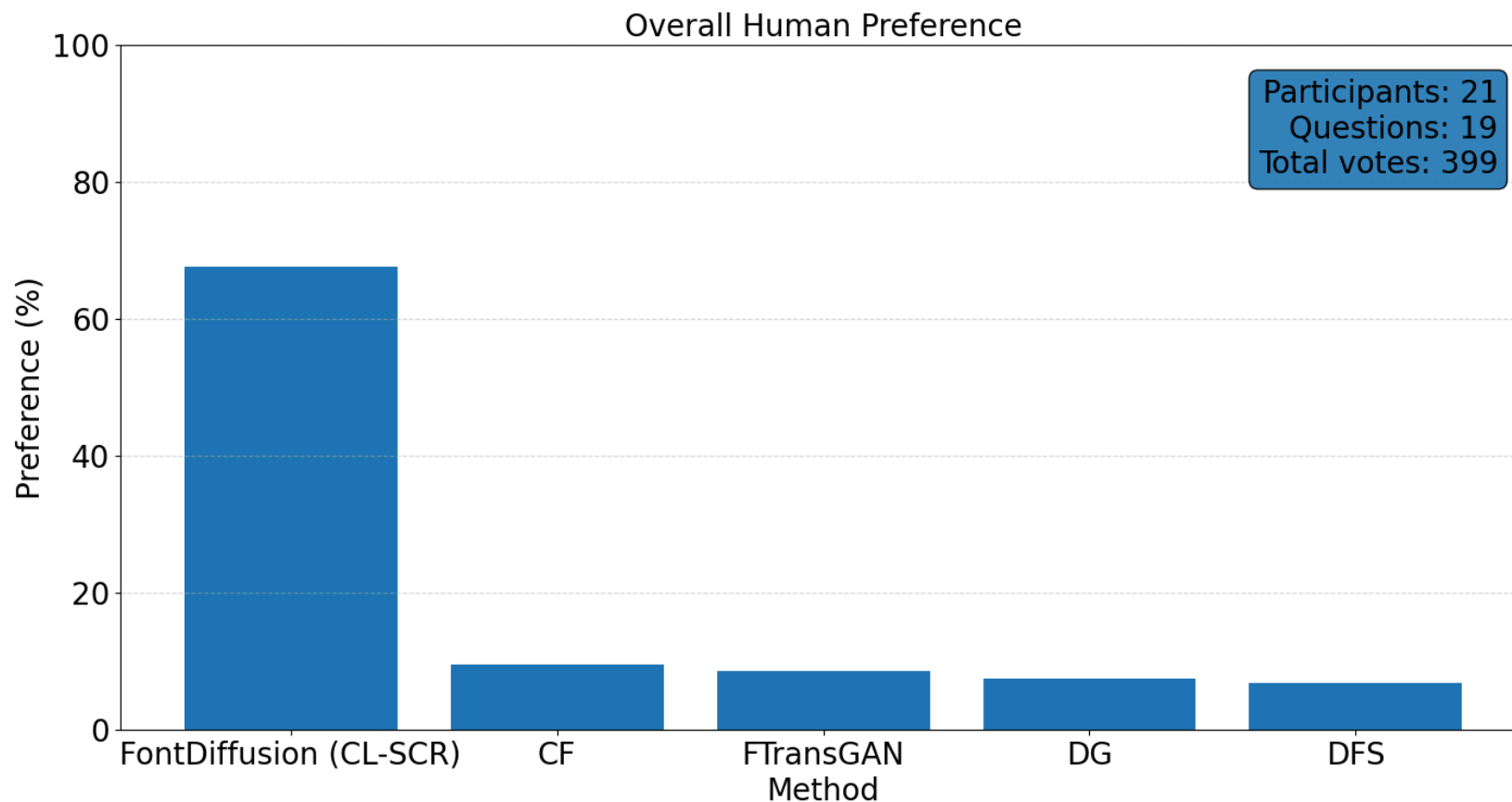
Kết quả định lượng

	Model	SFUC				UFSC			
		L1 ↓	SSIM ↑	LPIPS ↓	FID ↓	L1 ↓	SSIM ↑	LPIPS ↓	FID ↓
L → C	DG-Font	0.2773	0.2702	0.4023	106.38	0.2797	0.2654	0.3649	54.09
	CF-Font	0.2659	0.2740	0.3979	91.21	0.2638	0.2716	0.3615	51.39
	DFS	0.2131	0.3558	0.3812	45.42	0.2008	0.3048	0.3876	62.72
	FTransGAN	0.1844	0.3900	0.3548	40.45	<u>0.2089</u>	<u>0.3109</u>	0.3329	42.10
	FontDiffuser (Baseline)	0.1976	0.3775	<u>0.2968</u>	<u>14.68</u>	0.2283	0.2946	<u>0.3184</u>	<u>29.09</u>
	Ours	<u>0.1939</u>	<u>0.3890</u>	0.2911	11.76	0.2214	0.3197	0.2954	13.55
C → L	DG-Font	0.1462	0.5542	0.2821	74.1655	0.1397	0.5624	0.2751	89.8197
	CF-Font	0.1402	0.5621	0.2790	67.1241	0.1317	0.5756	0.2726	84.3787
	DFS	0.1083	<u>0.6140</u>	0.2585	40.4042	<u>0.1139</u>	<u>0.5819</u>	0.2907	75.2760
	FTransGAN	0.1381	0.5291	0.2851	55.5859	0.1456	0.4949	0.3023	88.4450
	FontDiffuser (Baseline)	<u>0.1223</u>	0.6107	<u>0.2270</u>	<u>21.2234</u>	0.1370	0.5731	<u>0.2476</u>	<u>59.5788</u>
	Ours	0.1083	0.6406	0.2019	14.7298	0.1090	0.6377	0.1985	41.1152

Kết quả định tính

Source	c	d	e	f	g	毛	毫	民	气	水
Reference						Z	D	W	B	J
DG-Font										
CF-Font										
DFS										
FTransGAN										
FontDiffuser										
(Baseline)										
Ours										
Target										

Đánh giá người dùng



Hiệu quả của các mô-đun kiến trúc

	Mô-đun				SFUC				UFSC			
					L1 ↓	SSIM ↑	LPIPS ↓	FID ↓	L1 ↓	SSIM ↑	LPIPS ↓	FID ↓
U	x	x	x	x	0.2441	0.2983	0.4434	70.3650	0.2815	0.1965	0.4854	75.7399
↑	✓	✓	✓	x	<u>0.1976</u>	<u>0.3775</u>	<u>0.2968</u>	<u>14.6871</u>	<u>0.2283</u>	<u>0.2946</u>	<u>0.3184</u>	<u>29.0999</u>
U	✓	✓	x	✓	0.1939	0.3890	0.2911	11.7691	0.2214	0.3197	0.2954	13.5508
U	x	x	x	x	0.2763	0.2491	0.4792	84.7434	0.3017	0.1793	0.5102	119.9425
↑	✓	✓	✓	x	<u>0.1223</u>	<u>0.6107</u>	<u>0.2270</u>	<u>21.2234</u>	<u>0.1370</u>	<u>0.5731</u>	<u>0.2476</u>	<u>59.5788</u>
U	✓	✓	x	✓	0.1083	0.6406	0.2019	14.7298	0.1090	0.6377	0.1985	41.1152

Tối ưu hoá mô-đun CL-SCR

Đánh giá hiệu năng trên kịch bản khó nhất (**UFSC**) theo hai chiều chuyển đổi.

a. Chế độ Hàm Loss (Loss Modes): So sánh chiều xuôi ($L \rightarrow C$) và ngược ($C \rightarrow L$).

Chế độ	FID (UFSC) ↓	
	L → C	C → L
Intra-only	<u>15.7197</u>	<u>41.3399</u>
Cross-only	16.2615	44.7758
Both	13.5508	41.1152

→ **Both** tối ưu nhất. **Cross-only** cho kết quả kém nhất, chứng tỏ cần duy trì học nội bộ (Intra) để giữ ổn định cấu trúc.

b. Trọng số Alpha (α) & Beta (β): Tác động lên từng chiều ngôn ngữ.

α	β	FID (UFSC) ↓	
		L → C	C → L
0.7	0.3	<u>14.4760</u>	16.3548
0.5	0.5	15.1777	<u>15.5683</u>
0.3	0.7	13.5508	14.7298

→ Hiệu năng đạt đỉnh khi ưu tiên $\beta = 0.7$, khẳng định tầm quan trọng của việc nhấn mạnh vào các đặc trưng xuyên ngôn ngữ.

Mục lục

1. Giới thiệu
2. Thách thức và Cơ sở lý thuyết
3. Phương pháp đề xuất
4. Thực nghiệm và Đánh giá
- 5. Kết luận**

Tổng kết đóng góp

Khoá luận đã hoàn thành các mục tiêu đề ra ban đầu:

- ★ **Giải quyết bài toán khó:** Xây dựng thành công pipeline chuyển đổi phong cách đa ngôn ngữ (Cross-Lingual) giữa Latin và Hán tự.
- ✓ **Đóng góp kỹ thuật:** Đề xuất mô-đun **CL-SCR** với cơ chế Loss hỗn hợp (Intra + Cross), giúp tách biệt hiệu quả nội dung và phong cách.
- ✓ **Hiệu quả thực nghiệm:** Vượt trội SOTA hiện tại (FID giảm 50% ở chiều Latin → Hán), khắc phục được lỗi “bóng ma” và “biến dạng cấu trúc” của các dòng GAN.

Hạn chế & Hướng phát triển

Hạn chế (Limitations):

- **Tốc độ suy diễn chậm:** Do bản chất của Diffusion (20 bước khử nhiễu) → Chậm hơn GAN 60 lần.
 - **Tài nguyên tính toán:** Yêu cầu VRAM lớn hơn để lưu trữ các trạng thái trung gian.
- Chưa phù hợp cho ứng dụng Real-time.

Hướng phát triển (Future Work):

- **Tối ưu tốc độ (Speed Up):** Áp dụng **Consistency Distillation** hoặc **Latent Diffusion** để giảm số bước lấy mẫu (4-8 bước).
- **Mở rộng ngôn ngữ:** Thử nghiệm trên tiếng Việt (Thư pháp/Quốc ngữ), tiếng Thái.
- **Đa dạng đầu ra:** Sinh font dạng Vector (SVG) để designer dễ dàng chỉnh sửa.

Công bố liên quan

Lời cảm ơn

**Xin cảm ơn Thầy Cô và Hội đồng
đã theo dõi và lắng nghe!**

Sinh viên thực hiện: **Trần Đình Khánh Đăng**

Giảng viên hướng dẫn: **TS. Dương Việt Hăng**

Lớp khoá học: **KHMT2022.1**

Khoa: **Khoa học máy tính**