



Aliñamento de imaxes oftalmolóxicas usando representacións neuronais implícitas

Mateo Amado Ares

Dirección: José Rouco Maseda e Jorge Novo Buján

Directores: Jorge Novo Buján
José Rouco Maseda

Grupo VARPA
Departamento de Ciencias da Computación e Tecnoloxías da Información
Universidade da Coruña



Índice de Contidos

- 1 Introducción e Motivación
- 2 Contexto e Estado da Arte
- 3 Metodoloxía Proposta
- 4 Experimentos e Resultados
- 5 Conclusións e Traballo Futuro



Tabla de contenidos

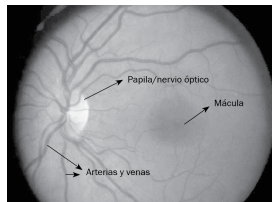
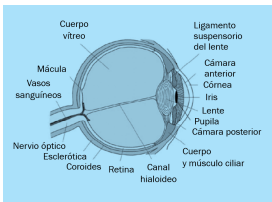
- 1 **Introdución e Motivación**
- 2 Contexto e Estado da Arte
- 3 Metodoloxía Proposta
- 4 Experimentos e Resultados
- 5 Conclusións e Traballo Futuro



O Problema Clínico: Alinhamento de Imaxes de Retina

Necesidade Clínica

- O alinhamento de imaxes de retina é fundamental para:
 - Rastrear a progresión de enfermidades como o glaucoma ou a retinopatía diabética.
 - Fusionar información de distintas fontes, como retinografía e OCT.
- O ollo permite a observación directa de tecido neuronal e vasos sanguíneos, clave para o diagnóstico precoz.





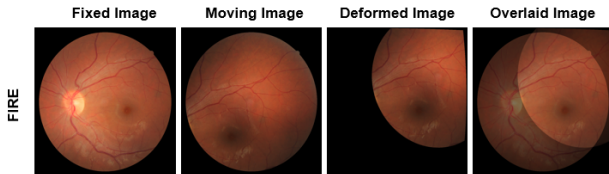
O Reto do Aliñamento Manual

O Reto

O aliñamento manual é un proceso:

- Tedioso e lento: consume tempo dos especialistas.
- Subxectivo e propenso a erros: depende do experto.
- Non escalable: inviable para grandes volumes de datos.

→ A automatización é de gran interese clínico.



Imaxe fixa, móbil, deformada e resultado superposto.



Obxectivos do Traballo

O obxectivo principal é explorar a viabilidade das Representacións Neurais Implícitas (INRs) para o aliñamento de imaxes oftalmolóxicas.

Obxectivos específicos:

- 1 Adaptar o framework IDIR: Modificar a arquitectura orixinal, pensada para imaxes 4D-CT de pulmóns, para rexistro en 2D de retina.
- 2 Avaliar o rendemento: Comparar o método en dous conxuntos de datos:
 - FIRE: Imaxes clínicas reais, con variabilidade do mundo real.
 - RFMID: Imaxes sintéticas con transformacións coñecidas.
- 3 Analizar a os resultados: En particular se a activación SIREN ofrece vantaxes para capturar deformacións.



Tabla de contenidos

- 1 Introducción e Motivación
- 2 Contexto e Estado da Arte
- 3 Metodoloxía Proposta
- 4 Experimentos e Resultados
- 5 Conclusións e Traballo Futuro

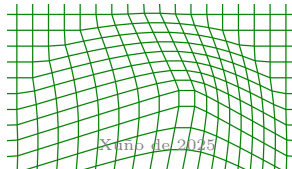


Rexistro Deformable: Campo de Vectores de Deformación

Rexistro Deformable

O obxectivo é atopar unha transformación non ríxida que mapea cada coordenada x da imaxe móbil á súa localización correspondente na imaxe fixa.

- Esta transformación modélase como un Campo de Vectores de Deformación (DFV), que indica o desprazamento de cada punto.
- Enfoque tradicional: Representar o DFV nunha grella discreta de píxeles. Isto ten limitacións de resolución e memoria.





Representacións Neuronais Implícitas (INRs)

A Nosa Proposta: Representacións Neuronais Implícitas (INRs)

En lugar dunha grella, representamos a transformación $\mathbf{\Phi}$ como unha función continua, parametrizada polos pesos dunha rede neuronal (MLP).[1, 3, 6]

- Entrada: Coordenada (x, y) .
- Saída: Vector de desprazamento (dx, dy) .
- Vantaxes clave:
 - Independencia da resolución: A función é continua, non depende do tamaño da imaxe.[7, 8]
 - Gradientes analíticos: Permite calcular derivadas exactas da deformación, crucial para unha regularización precisa.[1, 3, 6]



A Vantaxe de SIREN: Superando o "Sesgo Espectral"

O Problema das Redes Estándar (con ReLU)

As redes neuronais con funcións de activación comúns como ReLU teñen un sesgo espectral: son moi boas aprendendo funcións suaves e de baixa frecuencia, pero teñen dificultades para representar detalles finos e cambios bruscos (alta frecuencia).[1, 3, 9]

"Para o rexistro de retinas, os detalles de alta frecuencia (os vasos sanguíneos) son precisamente a información máis importante que necesitamos alinear."

A Solución: SIREN (Sinusoidal Representation Networks)

SIREN utiliza unha función de activación periódica, o seno, para superar este problema.[1, 4, 5, 10]





Tabla de contenidos

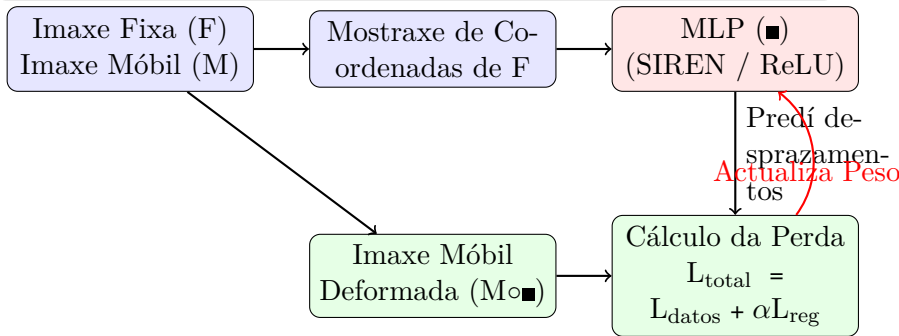
- ① Introducción e Motivación
- ② Contexto e Estado da Arte
- ③ Metodoloxía Proposta**
- ④ Experimentos e Resultados
- ⑤ Conclusións e Traballo Futuro



Framework IDIR Adaptado e Proceso de Rexistro

Proceso de Optimización por Par de Imaxes

A nosa metodoloxía non require un gran conxunto de datos de adestramento. En cambio, para cada par de imaxes (Fixa F, Móbil M), adestramos unha nova rede MLP dende cero.[1, 2]





O Rol Crítico da Regularización

Por que é necesaria a regularización?

O rexistro de imaxes é un problema mal posto (ill-posed problem).[1, 3, 6] Existen moitas deformacións que poden facer que as imaxes se parezan, pero a maioría non son fisicamente realistas (e.g., pregamentos, roturas).

A regularización engade coñecemento previo físico para restrinxir o espazo de solucións posibles.

Regularizadores Utilizados:

- Hiperelástico: Modela o comportamento elástico dos tecidos. Penaliza estiramentos e compresións non realistas para preservar a área local.[1, 6]





Tabla de contenidos

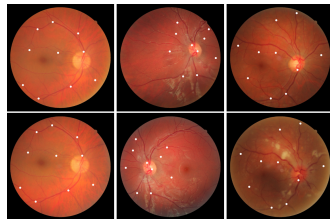
- 1 Introducción e Motivación
- 2 Contexto e Estado da Arte
- 3 Metodoloxía Proposta
- 4 Experimentos e Resultados**
- 5 Conclusións e Traballo Futuro



Contorno Experimental: Datasets e Métricas

Datasets de Avaliación

- FIRE [1]:
 - 134 pares de imaxes clínicas reais.
 - Inclúe variacións de iluminación, contraste, e patoloxías.
 - Baixa superposición nalgúns imaxes.
 - Proba de robustez no mundo real.
- RFMID (Sintético) [1]:
 - Xeramos pares de imaxes aplicando transformacións



figureExemplos do dataset FIRE.
De esquerda a dereita: categorías
S, P, A. Adaptado de. [1]



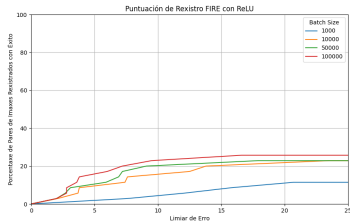
Resultados Cuantitativos: ReLU vs. SIREN

Achado Principal: O rendemento depende da complexidade do problema

Non hai un gañador absoluto. A arquitectura óptima depende da natureza da transformación a aprender.

Método	Dataset	Dist. Media (px) ↓
MLP-ReLU	RFMID (Sinxelo)	
MLP-SIREN	RFMID (Sinxelo)	
MLP-ReLU	FIRE (Complexo)	
MLP-SIREN	FIRE (Complexo)	

tableResumo simplificado dos resultados. Datos de.[1]



Outros achados clave:



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

• O tamaño do lote (batch size)

Mateo Amado Ares

Xuño de 2025

16/22

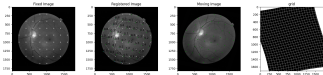


Análise Cualitativa: Éxitos e Fracasos

Unha imaxe vale máis que mil números

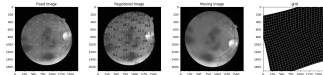
A avaliación visual é crucial para entender como e por que o método funciona ou falla.

Rexistro Exitoso (RFMiD,
ReLU)



A superposición en modo checkerboard mostra unha continuidade perfecta dos vasos sanguíneos. A grella de deformación é suave.

Rexistro Fallido (RFMiD,
ReLU)



Os vasos están rotos na superposición. A grella de deformación mostra pregamentos non físicos, un síntoma de sobreaxuste local.



Tabla de contenidos

- 1 Introducción e Motivación
- 2 Contexto e Estado da Arte
- 3 Metodoloxía Proposta
- 4 Experimentos e Resultados
- 5 Conclusións e Traballo Futuro



Conclusións Principais

- ① Adaptación viable pero con limitacións: Demostrouse que é posible adaptar o framework IDIR para o rexistro de imaxes de retina 2D. Non obstante, o seu rendemento é moi sensible á complexidade da transformación e á calidade das imaxes.[1]
- ② Non hai unha arquitectura universalmente superior: A elección da función de activación é un compromiso.
 - ReLU é máis eficaz para transformacións sinxelas e globais (como no noso dataset sintético RFMID).
 - SIREN ten unha lixeira vantaxe en deformacións complexas e locais (dataset real FIRE), pero é máis propenso a converxer a malos mínimos locais se non se regulariza coidadosamente.[1]
- ③ Principais desafíos identificados: O rendemento do modelo degradase significativamente ante dous escenarios comúns



Liñas de Traballo Futuro: Cara a un Enfoque Híbrido

Diagnóstico do Problema

A nosa análise revela que o método INR é bo para o refinamento local de deformacións complexas, pero malo para atopar a correspondencia global cando os desprazamentos son grandes.[1]

Proposta de Solución: Un Enfoque Híbrido

Propomos un sistema de dous pasos que combina o mellor de dous mundos, inspirado en traballos de vangarda como HybridRetina [1, 11, 12]:

Paso 1: Rexistro Global

Robusto

- Usar un método baseado en características para obter un aliñamento inicial

Paso 2: Refinamento Local con
INR

- Usar o noso modelo IDIR-SIREN sobre as





Grazas pola atención.



Aliñamento de imaxes oftalmolóxicas usando representacións neuronais implícitas

Mateo Amado Ares

Dirección: José Rouco Maseda e Jorge Novo Buján

Directores: Jorge Novo Buján
José Rouco Maseda

Grupo VARPA
Departamento de Ciencias da Computación e Tecnoloxías da Información
Universidade da Coruña