Procesamiento y análisis de imágenes y señales en función de la salud y el bienestar

Alberto Taboada Crispi



Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas (UCLV), **Cuba**



Vengo de **Cuba**/UCLV/FMFC/CII/PAIS



Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas (UCLV)

> Facultad de Matemática, Física y Computación (FMFC): VDIP

- > Centro de Investigaciones de la Informática (CII): SIP+IA+PAIS
 - Laboratorio de Procesamiento y Análisis de Imágenes y Señales (PAIS): tiene entre sus misiones el procesamiento y análisis de imágenes y señales en función de la salud y el bienestar



PAIS hace procesamiento/análisis de imágenes y VC



Trabajando con varias modalidades de imágenes



























Leyenda

- A. Foto de lunar
- B. Foto de úlcera de pie diabético
 - <mark>Fondo de ojo (retina)</mark>
- D. Células del cuello uterino
- E. Eritrocitos contaminados
- F. Película radio-crómica

- G. Tomografía computadorizada
- H. Mamografía de maniquí antrop.
- I. Radiografía de cadera
- J. Radiografía de tórax
- K. Video a señales respiratorias
- L. Neuronas trazadas
- M. "Video" de señales EMG

Aplicando algoritmos diversos de mejora/análisis de calidad

Mejora o análisis de la calidad

- Reducción de ruidos y artefactos
- Mejora del contraste y detalles

Extracción y selección de rasgos

- De intensidad
- De color
- De forma, luego de segmentar
- De textura
- Rasgos locales (esquinas, *blobs*)
- Con descriptores locales

Clasificación

- De lunares, o lesiones en la piel
- De células
- De neuronas

Detección de objetos y estructuras de interés

- Lunares, lesiones, anomalías
- Cabeza u otras partes del cuerpo, puntos sobre cadera
- Estructuras en fondo de ojo

 Disco y copa óptica
 - Mácula y fóvea
 - $\,\circ\,$ Vasos sanguíneos
 - Microhemorragias, exudados...

Seguimiento de puntos o estructuras de interés

- Sobre el pecho
- Sobre otras estructuras...

Mejora o análisis de la calidad

- Filtrado (lineal y no lineal) de ruidos
- Denoising con Wavelets y WP
- Eliminación de artefactos metálicos
- Suavizado y énfasis de bordes
- Manipulación de histogramas
- Métricas de calidad

...



Aplicando algoritmos diversos de detección/extracción de rasgos, clasificación

• Detección y extracción de rasgos





FAST, Harris, ORB, Shi & Tomasi; SURF, KAZE, MSER; Descriptores: SURF, KAZE, FREAK, BRISK, ORB, HOG.



Aplicando algoritmos diversos de detección/seguimiento de objetos



Seguimiento de objetos – localiza uno o varios objetos en movimiento en un video. Requiere detección, predicción y asociación de datos. Ej: KLT, Kalman, filtro de partículas, filtro alfa-beta, ...



Para obtener aplicaciones para salud y bienestar

- Análisis de lesiones de piel (melanoma)
 - Prueba (citológica) de Papanicolau
 - Estudios de malaria
 - Generación de mapas iso-dosis
 - Estudios de mamografía (CF y clasif.)
 - Diagnóstico de la displasia del desarrollo
 - Estudios de afecciones respiratorias
 - Clasificación de neuronas trazadas
 - Control de prótesis mioeléctricas
 - Análisis de imágenes de retina y cornea
 - Clasificación de úlceras de pie diabético

🗨 <mark>Modelac. activ. inhib. aldosa reductasa</mark>

Análisis de lesiones de piel (melanoma)





- p of lesion
- A of lesion
- pa=1000*p/A .
- Abb=m*n ٠
- pbb=2*(m+n).
- variance of lesion, varlun .
- median of lesion, medlun
- sdud=100*(max(sdu,sdd)/min(sdd,sdu)-1) ٠
- sdlr=100*(max(sdl,sdr)/min(sdl,sdr)-1) ٠
- mud=100*(max(mu,md)/min(mu,md)-1 .
- mlr=100*(max(ml,mr)/min(ml,mr)-1) .
- Aud=100*(max(Au,Ad)/min(Au,Ad)-1) ٠
- Alr=100*(max(Al,Ar)/min(Al,Ar)-1) .

Asimetría, Bordes, Color, y Dimensión





down part

upper part

left part



right part



Prueba (citológica) de Papanicolau



 Rodríguez Guillén R, Taboada Crispi A, García García Y. <u>Detección de Regiones de Interés en imágenes de la prueba de Papanicolaou</u>. Rev Cuba Ciencias Informáticas. 2017;11(1):182-94

Estudios de malaria



Classifier	CCR	Sp	Se	F-measure	AUC
SVM	95.13	0.85	0.99	0.97	0.93
RF	99.95	1.00	1.00	1.00	1.00
J48	100.00	1.00	1.00	1.00	1.00
LDA	94.27	0.84	0.99	0.96	0.96
KNN, $K = 1$	96.20	0.91	0.97	0.97	0.95
KNN, $K = 3$	96.18	0.90	0.98	0.97	0.96
NB	98.50	0.95	0.98	0.99	0.99

clasificación con 7 mejores rasgos seleccionados por InfoGainAttributeEva

Classifier	CCR	Sp	Se	F-measure	AUC	
SMO, con Puk	94.78	0.84	1.00	0.96	0.92	
Random Forest	99.93	1.00	1.00	1.00	1.00	
J48	100.00	1.00	1.00	1.00	1.00	
LDA	91.45	0.74	1.00	0.94	0.97	
KNN, $K = 1$	93.80	0.87	0.97	0.95	0.92	
KNN, $K = 3$	94.82	0.86	0.99	0.96	0.95	
Naive Bayes	98.67	0.96	1.00	0.99	0.99	
clasificación con rasgos seleccionados por						

CfsSubsetEval (Greedy Stepwise)

 Lorenzo Ginori JV, Chinea Valdés L, Izquierdo Torres Y, Orozco Morales R, Mollineda Diogo N, Sifontes Rodríguez S, Meneses Marcel A. <u>Color Features</u> <u>Extraction and Classification of Digital Images of Erythrocytes Infected by Plasmodium Berghei</u>. *LNCS*. 2019;11401:715-22

CfsSubsetEval method		InfoGainAttributeEva, first 20 ranked features,					
1	Pixels fraction HSI	1	Pixels fraction HSI	11	Variance, H		
2	Pixels fraction La*b*	2	Pixels fraction RGB	12	Variance, R		
3	Pixels fraction RGB	3	Pixels fraction La*b*	13	Skewness, R		
4	Variance, G	4	Skewness, G	14	Skewness, L		
5	Skewness, R	5	Skewness, a*	15	Skewness, H		
6	Skewness, B	6	Skewness, S	16	Kurtosis, H		
7	Mean, R	7	Variance, S	17	Kurtosis, R		
8		8	Variance, a*	18	Kurtosis, L		
9		9	Variance, G	19	Skewness, B		
10		10	Variance, L	20	Skewness, b		

Generación de mapas iso-dosis









Curvas Ci vs. dosis para ambos métodos de interpolación



Posicionamiento de la película







 Ruiz González Y, Rodríguez Ledesma S, Paz Viera JE, Lorenzo Ginori JV. <u>Iso-dose map generation and dose-area product calculation through digital image</u> processing of scanned irradiated radiochromic films. *Rev Cuba de Fis.* 2020;38(2):101-7

Generación de mapas iso-dosis



• Ruiz González Y, Rodríguez Ledesma S, Paz Viera JE, Lorenzo Ginori JV. <u>Iso-dose map generation and dose-area product calculation through digital image</u> processing of scanned irradiated radiochromic films. *Rev Cuba de Fis.* 2020;38(2):101-7

Mamografía por contraste de fase





Maniquí antropomórfico RMI 165

٠



Gráficas de las curvas MTF promedio para imágenes filtradas y sin filtrar



El contraste de fase (CF) utiliza los rayos X, aprovechando sus propiedades ondulatorias (onda coherente que no solo se atenúa, sino que puede interferir, difractarse y cambiar de fase).

Las Imágenes de CF son superiores en contraste y detección de pequeños detalles, pero muestran más ruido aleatorio que las actuales equipos de mamografía.

- Ruiz González Y, Brizuela-Cardoso, J.D., Pérez Díaz M. Noise Reduction in Phase-Contrast Mammography Images with Synchrotron Radiation. IFMBE Proc. 2019;75(1):361-6.
- Márquez Díaz JG, Orozco Morales R, Lorenzo Ginori JV, Pérez Díaz M. Evaluación de calidad de imagen tomografía computarizada con contraste de fase usando haces de sincrotrón y reconstruida por métodos iterativos. Rev Cuba de Fis. 2020;37(2):88-94

Clasificación de cáncer de mamas



• López-Cabrera JD, Rodríguez LA, Pérez-Díaz M. Classification of Breast Cancer from Digital Mammography Using Deep Learning. Intel. Artif. 2020;23(65):56-66. 16/33

Clasificación de cáncer de mamas



Aumento de datos Aprendizaje por transferencia Inception v3



Clasificaciór Precisión = 9 88,6%, Espe AUC = 93,3 lesiones en prueba. Clasificaciór benigno) Precisión = 9

Clasificación en tres clases Precisión = 96,7%, Sensibilidad = 88,6%, Especificidad = 98,0%, AUC = 93,3% en la deteccion de lesiones en 138 de imágenes de prueba.

Clasificación binaria (maligno y benigno)

Precisión = 91,3% en conjunto de prueba, Sensibilidad = 93,3%, Especificidad = 90,3%, AUC = 91,8% en la deteccion de lesiones en 46 imágenes.

Diagnóstico de la displasia del desarrollo

Displasia del desarrollo de la cadera = afección más frecuente del desarrollo del sistema músculo-esquelético. El éxito de su tratamiento depende del **diagnóstico radiográfico precoz**.

- 1. se implementa algoritmo de **coincidencia de plantillas** para encontrar la **escala** en las imágenes digitalizadas.
- 2. se utiliza Viola-Jones para detectar automáticamente la zona de la metáfisis, en la región derecha e izquierda.
- se ubican los puntos de interés y se realiza el trazado de las líneas necesarias: línea de Hilgenreiner (h), techo acetabular (t), Perkins (p), V, CE, B, 1B, 2B.
- 4. se **mide**: índice acetabular, migración de Reimers, cuadrantes de Ombredanne, ángulo CE de Wiberg y primera y segunda bisectriz.
- 5. A partir de los resultados de las mediciones, se implementa un **sistema experto** basado en reglas, que el especialista puede tomar en cuenta por para el diagnóstico.
- 6. estos procedimientos se implementaron en ddc-CALC



Pérez Pérez E, Fernández Sánchez KL, Díaz Amador R. DDC_Calc, software para las mediciones radiográficas de la cadera del lactante en el diagnóstico de la displasia del desarrollo de la cadera. Registro de software CENDA 1191-12-2021, Cuba, 2021-12-21.

Identificación de COVID-19 a partir de CXR



diferencias \Rightarrow muy buenos resultados en clasificación, poco o ningún poder de generalización, modelos que aprenden características propias de los conjuntos donde fueron entrenados y escaso valor en ambientes clínicos.



- López-Cabrera JD, Portal-Díaz JA, Orozco-Morales R, Pérez-Díaz M. <u>Revisión crítica sobre la identificación de COVID-19 a partir de imágenes de rayos x de</u> tórax usando técnicas de inteligencia artificial. *Rev. Cuba. Transform. Digit.* 2020;1(3):Art. No. 3.
- López-Cabrera JD, Orozco-Morales R, Portal-Díaz JA, Lovelle-Enríquez O, Pérez-Díaz M. Current limitations to identify COVID-19 using artificial intelligence with chest X-ray imaging. Health Technol. 2021;11(2):411-24. **19/33**

Estimación de las señales de respiración



Paz Reyes ME, Dorta Palmero J, León Díaz J, Aragón Pérez E, Taboada Crispi A. Computer Vision-Based Estimation of Respiration Signals. IFMBE Proc. 20/33 2019;75(1):252-61

Estimación de las señales de respiración



El algoritmo de **Viola-Jones** puede usarse para detectar la ROI sobre el pecho. Los detectors de rasgos locales (como **Harris-Stephens**) puede usarse para detectar los rasgos a seguir con el algoritmo **KLT**. El desplazamiento en la dirección vertical (**dy**) contiene la componente principal del movimiento respiratorio, a partir del que se puede derivar.

Paz Reyes ME, Dorta Palmero J, León Díaz J, Aragón Pérez E, Taboada Crispi A. <u>Computer Vision-Based Estimation of Respiration Signals</u>. IFMBE Proc. 21/33 2019;75(1):252-61

Clasificación de neuronas trazadas



- López-Cabrera JD, Lorenzo-Ginori JV. Automatic Classification of Traced Neurons Using Morphological Features. Comput. Sist. 2017;21(3):537-44.
- López-Cabrera JD, Lorenzo-Ginori JV. Feature selection for the classification of traced neurons. J. Neurosci. Methods 2018;303:41-54.
- López-Cabrera JD, Hernández-Pérez LA, Orozco-Morales R, Lorenzo-Ginori JV. <u>New morphological features based on the Sholl analysis for automatic</u> classification of traced neurons. J. Neurosci. Methods 2020;343:108835.
- López-Cabrera JD, Hernández-Pérez LA, Lorenzo-Ginori JV. <u>Pattern Recognition Strategies to Classify Traced Neurons</u>. Progress in Artificial Intelligence & Pattern Recognition 2021;13055:145-54.

Clasificación de neuronas trazadas



- López-Cabrera JD, Lorenzo-Ginori JV. Automatic Classification of Traced Neurons Using Morphological Features. Comput. Sist. 2017;21(3):537-44.
- López-Cabrera JD, Lorenzo-Ginori JV. Feature selection for the classification of traced neurons. J. Neurosci. Methods 2018;303:41-54.
- López-Cabrera JD, Hernández-Pérez LA, Orozco-Morales R, Lorenzo-Ginori JV. <u>New morphological features based on the Sholl analysis for automatic</u> classification of traced neurons. J. Neurosci. Methods 2020;343:108835.
- López-Cabrera JD, Hernández-Pérez LA, Lorenzo-Ginori JV. <u>Pattern Recognition Strategies to Classify Traced Neurons</u>. Progress in Artificial Intelligence & Pattern Recognition 2021;13055:145-54.

Control de prótesis mioeléctricas



- Díaz Amador R, Ferrer Riesgo CA, Lorenzo Ginori JV. <u>Using image processing techniques and HD-EMG for upper limb prosthesis gesture recognition</u>. *LNCS*. 2019;11401:913-21.
- Díaz Amador R, Mendoza Reyes MA, Ferrer Riesgo CA. <u>Improving Myoelectric Pattern Recognition Robustness to Electrode Shift Using Image Processing</u> <u>Techniques and HD-EMG</u>. *IFMBE Proc.* 2019;75(1):344-50.
- Díaz Amador R, Mendoza Reyes MA, Ferrer Riesgo CA. <u>Representación basada en imágenes para el reconocimiento de patrones mioeléctricos ante variabilidad</u> 24/33 <u>inter-sesiones</u>. *Rev Cuba Ciencias Informáticas*. 2020;14(4):123-33.

Detección de estructuras en fondo de ojo y cornea



estructuras en **fondo de ojo**

 García García Y, Taboada Crispi A, Rodríguez Guillén R. <u>Mapeo de imágenes digitales de fondo de ojo atendiendo a rasgos de textura</u>. Rev Cuba Ciencias 25/33 Informáticas. 2017;11(1):106-21.

Detección de estructuras en fondo de ojo



García García Y, Taboada Crispi A, Rodríguez Guillén R. <u>Mapeo de imágenes digitales de fondo de ojo atendiendo a rasgos de textura</u>. Rev Cuba Ciencias 26/33 Informáticas. 2017;11(1):106-21.

Detección de estructuras en fondo de ojo



	Métodos (% de detección)							
conjunto de datos	Meng	WenLin	Gui	Jacob	Kamble	PAIS		
DRIVE (40)	100,0	97,5	100,0	95,0	100,0	95,0		
DIARETB0 (130)	98,5			96,9	97,7	97,1		
DIARETB1 (89)	100,0	96,9		96,6	97,8	100,0		
MESSIDOR (1200)		99,3	99,2		99,8	99,7		
DRIONS-DB (110)				100,0		100,0		
HRF (45)				93,3	100,0	100,0		
ROC (100)						100,0		
STARE	98,8		86,4		95,1			
ONHDS (99)					99,0			
HEIMED					98,8			
Promedio detec.	99,1	99,1	98,5	97,3	99,2	99,6		
Tiempo (ms)	15000,0	1080,0	980,0	536,0		474,0		



• García García Y, Rodríguez Guillén R, García Y, Taboada Crispi A. Fast optic disc localization using Viola-Jones algorithm. IFMBE Proc. 2019;75(1):435-41.

García García Y, Taboada Crispi A (tutor). Detección automática del disco óptico en imágenes de fondo de ojo empleando el algoritmo de Viola-Jones. Tesis de Ing. Telecomunicaciones y Electrónica, UCLV, 2019-06-09.

Detección de estructuras en imágenes de cornea



(A) Imagen original.

(B) Imagen filtrada DoG.

(C) Imagen binarizada con umbral del valor mínimo de escala de grises, encontrado con análisis de frecuencia de B.

(D) Mapa de distance de imagen en C.

28/33

- (E) Máximos locales seleccionados con umbral empírico.
- (F) Círculos seleccionados automáticamente.
- (G)Círculos fundidos (objetos de fondo) en imagen C.

(H) Segmentación.

Herrera Pereda R, Taboada Crispi A, Babin D, Philips W. <u>Segmentation of endothelial cells of the cornea from the distance map of confocal microscope</u> <u>images</u>. *Computers in Biology and Medicine* 2021;139(12):104-18.

Herrera Pereda R, Taboada Crispi A, Babin D, Philips W, Costa MH. <u>A Review On digital image processing techniques for in-Vivo confocal images of the cornea</u>. *Medical Image Analysis* 2021;73:102188.

Clasificación de úlceras de **pie diabético**



 López-Cabrera JD, Ruiz-Gonzalez Y, Díaz-Amador R, Taboada-Crispi A. <u>Automatic Classification of Diabetic Foot Ulcers using Computer Vision Techniques</u>. LNCS 2021;13055:284-93.

29/33

 López-Cabrera JD, Ruiz-Gonzalez Y, Díaz-Amador R, Taboada-Crispi A. <u>Estrategias de fusión para la clasificación automática de imágenes de úlceras de pie</u> diabético usando técnicas de visión por computadora. Rev cuba cienc informat 2022;16(1):163-79.

Clasificación de úlceras de pie diabético



- López-Cabrera JD, Ruiz-Gonzalez Y, Díaz-Amador R, Taboada-Crispi A. <u>Automatic Classification of Diabetic Foot Ulcers using Computer Vision Techniques</u>. LNCS 2021;13055:284-93.
- López-Cabrera JD, Ruiz-Gonzalez Y, Díaz-Amador R, Taboada-Crispi A. <u>Estrategias de fusión para la clasificación automática de imágenes de úlceras de pie</u> <u>diabético usando técnicas de visión por computadora</u>. Rev cuba cienc informat 2022;16(1):163-79.

Modelac. activ. inhib. aldosa reductasa



Procesamiento y análisis de señales



Apuntes **finales**

- Las técnicas de procesamiento/análisis de imágenes y visión computacional resultan adecuadas para tratar con gran diversidad de imágenes biomédicas: fotografías digitales, imágenes basadas en rayos X, patrones 2D, 3D, etc.
- Sirven para mejorar/analizar la calidad de las imágenes, así como para extraer/seleccionar sus rasgos, con utilidad en la clasificación, y también en la detección y/o seguimiento de puntos o regiones de interés.
- Existe una gran variedad de algoritmos para las tareas antes mencionadas, que deben seleccionarse adecuadamente.
- Esos algoritmos de procesamiento y análisis de imágenes sirven potencialmente para aplicaciones en función de la salud y el bienestar como: análisis de lesiones de la piel, prueba citológica, estudios de malaria, generación de mapas iso-dosis, estudios de mamografía, diagnóstico de la displasia del desarrollo de la cadera, estudios de afecciones respiratorias, clasificación de neuronas trazadas, control de prótesis mioeléctricas, etc.
- Sirven también para analizar complicaciones derivadas de la diabetes que repercuten en la retina y la cornea, el pie diabético y para modelar la actividad inhibitoria de la aldosa reductasa.

Agradecimientos

- A CYTED, a la red RITADiab (RED IBEROAMERICANA DE TECNOLOGÍAS APLICADAS A LA DIABETES), y en especial a su coordinador general, **José Maria Sabater-Navarro**
- A la Universidad del Cauca, a los organizadores del X Seminario de Automática, y en especial a Oscar Andrés Vivas
- A ustedes por la atención prestada...

MUCHAS GRACIAS!

PREGUNTAS?







