



Aplicación de técnicas de Visión por Computadora y Deep Learning para la realización de un análisis comparativo utilizando como caso de estudio la identificación de instrumental quirúrgico.

Ivonne Juárez-López, José Luis Sánchez-Cervantes, Luis Rolando Guarneros-Nolasco, Giner Alor-Hernández, Beatriz Alejandra Olivares-Zepahua



Maestría en Sistemas Computacionales; División de Estudios de Posgrado e Investigación, Instituto Tecnológico de Orizaba

INTRODUCCIÓN

En México existe déficit en la relación enfermera-paciente de acuerdo a los rangos establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS) y la Organización Panamericana de la Salud (OPS). Existen aproximadamente 315 mil profesionales de enfermería en el sistema de salud, lo que corresponde a 2,5 enfermeras por cada mil pacientes; por lo tanto, aún faltan 115 mil profesionales de la salud (enfermeras) para alcanzar la tasa de cobertura de países como Perú, Ecuador, Chile y Brasil, donde hay de 6 a 7 enfermeras por cada mil pacientes.

De acuerdo a lo anterior, las zonas rurales en México son las más afectadas ya que solo algunas de ellas cuentan con médicos pero nadie que los asista (enfermera) en los diferentes procedimientos quirúrgicos (cesárea y/o parto natural). Por lo tanto es importante implementar una solución que ayude a capacitar a cualquier persona para que esta ingrese a una cirugía y reconozca fácilmente y rápidamente el instrumental quirúrgico, así cumpliría el rol de asistente médico.

Por lo tanto, es importante aplicar técnicas de visión por computadora y aprendizaje profundo para realizar la detección de instrumental quirúrgico exitosamente.

OBJETIVO

Aplicar técnicas de Visión por Computadora y Deep Learning para la realización de un análisis comparativo que permita el desarrollo de una aplicación Web para la identificación de instrumental quirúrgico.

RESULTADOS

El realizar un análisis comparativo de diferentes algoritmos nos ayudó a seleccionar el algoritmo más eficiente, el cual posteriormente se utilizaría para realizar el entrenamiento del modelo. Ya que se seleccionó un algoritmo de aprendizaje supervisado (YOLO v5), fue necesario recolectar un conjunto amplio de imágenes de instrumental quirúrgico para parto por cesárea y parto natural. Una vez recolectadas se procedió a realizar el etiquetado de cada una de ellas.

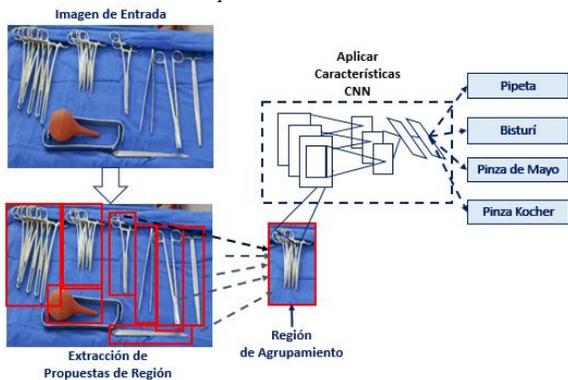


Figura 1 Proceso para la realización del entrenamiento del modelo.

La Figura 1 muestra el proceso que realiza el algoritmo durante el entrenamiento del modelo. Como primer paso es necesario recibir un lote de imágenes para entrenamiento, posteriormente por cada imagen recibida se realiza la extracción de propuestas, esto con el fin de realizar el agrupamiento solo para el caso de que existieran n cantidad de objetos del mismo tipo. Una vez que se tiene agrupados los objetos se procede a aplicar redes neuronales convolucionales, las cuales son las encargadas de realizar el entrenamiento del modelo. Por cada iteración o época realizada el algoritmo procesa las imágenes de validación esto con el fin de realizar la validación del modelo entrenado y como resultado indica a que clase pertenece. La validación

del modelo con las imágenes de validación es de suma importancia ya que se obtendrán las métricas de precisión, exhaustividad y mAP, estas métricas nos ayudan a determinar que tan eficaz está siendo el modelo entrenado. Después de entrenar el modelo n cantidad de veces con diferentes conjuntos de datos se seleccionó el modelo que presenta mayor precisión al momento de realizar la detección de instrumental quirúrgico. La Figura 2 muestra el resultado obtenido.

Entrenamiento: 2364		Validación: 638			
Class	P	R	mAP@.5	mAP@.5:95	
all	0.8	0.578	0.713	0.602	
Bisturí	0.663	0.492	0.545	0.367	
Perilla	0.963	0.957	0.99	0.886	
P. Campo	0.884	1	0.995	0.902	
P. Dis CD	0.626	0.156	0.481	0.341	
P. Dis SD	0.299	0.0701	0.371	0.253	
P. For C	0.789	1	0.993	0.903	
P. Roch C	0.442	0.976	0.875	0.812	
P. Roch R	0.858	0.0244	0.378	0.307	
T. Mayo R	0.809	0.926	0.959	0.87	
P. Kelly C	1	0.0369	0.25	0.214	
P. Allis	1	0	0.229	0.193	
Porta Aguja	0.816	1	0.995	0.864	
Sep Fara	1	0.0596	0.463	0.252	
T. Mayo C	1	0.546	0.905	0.78	
T. Metzlem C	0.746	1	0.99	0.911	
Valva	0.902	1	0.995	0.783	



Figura 2 Valores obtenidos del modelo seleccionado.

Finalmente se desarrolló la aplicación web **SurIAs** la cual está conformada por **1) Formulario**, el cual servirá de ayuda para registrar los datos de los participantes de la cirugía, **2) Editar imagen**, su función principal es que para que el usuario recorte la imagen antes de que a esta se le aplique la identificación de instrumental y **3) Detección de instrumental**, este módulo es el encargada de consumir el modelo entrenado y presentarle al usuario la imagen con la detección de objetos aplicada y a su vez la lista de instrumental identificado.



Figura 3 Resultado de la identificación de objetos con la aplicación SurIAs.

CONCLUSIONES

En el presente trabajo, se mostró el proceso que se llevó a cabo para la realización de un análisis comparativo que permita el desarrollo de una aplicación Web para la identificación de instrumental quirúrgico. El realizar un análisis comparativo entre algoritmos es de suma importancia ya que nos permite seleccionar el algoritmo más eficiente. A su vez, las métricas son de suma importancia ya que nos permiten observar que tan preciso es el modelo entrenado.



Ivonne Juárez-López, José Luis Sánchez-Cervantes, Luis Rolando Guarneros-Nolasco, Giner Alor-Hernández, Beatriz Alejandra Olivares-Zepahua (2022). **SurIAss: An architecture for the detection of cesarean section surgical instruments using convolutional neural networks.**