

Sistema de reconocimiento facial para asistentes a estadios de futbol

Facial recognition system for football stadium assistants

A. Tejada*, J. Ferrans*, R. Navarro*, C. Ripoll* & Tutor**
{atejeda4, jferrans, rnavarro21, carolina.ripoll} @unisimon.edu.co – {aaa} @unisimonbolivar.edu.co

*Estudiante de Ingeniería de Sistemas **Profesor investigador del grupo AAAA

Universidad Simón Bolívar, Barranquilla-Colombia.

Resumen

Actualmente en Colombia las personas consideran que asistir al estadio implica un gran peligro, una encuesta realizada en el año 2014 por el Centro Nacional de Consultoría refleja que solo un pequeño porcentaje entre hombres y mujeres (la mayoría jóvenes entre los 18 y 24 años) son quienes más asisten. Entre los principales aspectos que influyen en este fenómeno se destacan el comportamiento de las 'barras' y la seguridad. Estas respuestas implican para el Estado, los clubes, la Dimayor y la Federación Colombiana de Futbol un gran reto, en el sentido de desarrollar estrategias que incentiven el regreso de los hinchas tradicionales. Teniendo en cuenta esas estrategias, con este proyecto lo que se busca es crear un modelo RNA capaz de detectar fotografías de delinquentes, permitiendo que el software del sistema por medio de análisis de patrones determine si este coincide con alguna de las imágenes previamente registradas en una base de datos.

Palabras clave: Visión artificial, Reconocimiento facial, Inteligencia Artificial, Red neuronal artificial, Violencia y seguridad en los estadios.

Abstract

Currently in Colombia people consider that attending the stadium is a great danger, a survey carried out in 2014 by the National Consulting Center shows that only a small percentage of men and women (most of them young people between 18 and 24) are those who attend the most. Among the main aspects that influence this phenomenon are the behavior of the "Barras bravas" and safety. These responses represent a great challenge for the State, the clubs, the Dimayor and the Colombian Soccer Federation, in the sense of developing strategies that encourage the return of traditional fans. Taking these strategies into account, with this project what is sought is to create an ANN model capable of detecting photographs of criminals, allowing the system software by means of pattern analysis to determine if it matches any of the images previously registered in a database.

Keywords: Artificial vision, facial recognition, artificial intelligence, artificial neural network, violence and security in the stadiums.

I. INTRODUCCIÓN

Para realizar nuestro estudio nos basamos en una encuesta realizada en el año 2014 por el Centro Nacional de Consultoría

esta nos informa sobre las personas que ingresan a los estadios de futbol de estas un pequeño porcentaje entre hombres y mujeres (la mayoría jóvenes entre los 18 y 24 años) son quienes más asisten [1]. En barranquilla unos de los deporte más populares es el futbol, Para las personas de esta ciudad el futbol es un deporte que les brinda alegrías y momentos de alegría en familia y amigos. Esta ciudad cuenta con unos de los escenarios deportivo más grande del país (Colombia) que es el estadio metropolitano este tiene una capacidad de aproximadamente 45.000 aforos y es la casa de la selección colombiana de futbol por lo tanto es un escenario que constantemente tiene flujo de visitantes y eventos.

El problema que se viene presentando en los últimos años en este escenario es la gran cantidad de riñas y atracos. Al ser el número de asistentes bastante grande se hace muy difícil tener identificados a todas las personas que ingresan a este y no solo eso tener un control de las actividades que estos realizan.

Para las autoridades responsables en este caso La División Mayor del Fútbol Colombiano (Dimayor) y la policía nacional suponen un gran reto que deben tratar de la manera más adecuada donde se deberá fortalecer el tema de la seguridad mediante la adopción de medidas legislativas, técnicas y estrategias, esto con el fin de incrementar el control dentro y fuera de los estadios y así generar un ambiente de mayor seguridad y confianza para los asistentes de este hermoso deporte [2].

Debemos tener en cuenta la seguridad en los estadios debe ser prioridad para las autoridades viendo la cantidad de casos en las que se demuestra que la violencia se imparte en la mayoría de estos, el uso de la tecnología ha mejorado notablemente en los estadios.

Un gran reto además sería detectar los actos delictivos en tiempo real, esto ayudaría de gran manera a monitorear el comportamiento de la multitud para tomar las medidas necesarias antes de que la violencia esté a punto de suceder. Para esto Dinesh Jackson Samuel R., Fenil E, Gunasekaran Manogaran, Vivekananda G.N, Thanjaivadivel T, Jeeva S y Ahilan A en su artículo proponen un sistema de detección de violencia en tiempo real que procesa los enormes datos de

transmisión de datos y reconoce la violencia con simulación de inteligencia humana [3].

En el mundo deportivo Debido al aumento continuo en el número de fanáticos, como resultado de la popularización y comercialización del deporte, los estadios entraron en crisis, ya que mostraron déficits en términos de seguridad [4,5]; a nivel global también tuvieron inconvenientes con los temas de seguridad y violencia a continuación veremos un incidente que ocurrió en Malasia donde lamentablemente murieron personas: En 2010, el partido de ida de cuartos de final de la Copa de Malasia entre Selangor y Kelantan en Shah Alam se vio empañado por las peleas de espectadores en las gradas. En ese incidente, uno de los Kelantan partidarios murieron debido a complicaciones respiratorias y otro partidario de Selangor sufrió cabeza y Lesiones faciales. Los espectadores de ambos equipos estaban encendiendo petardos incluso antes del saque inicial. En consecuencia, empeoró cuando el juego comenzó cuando los fanáticos tiraban botellas, petardos e incluso fue hasta el punto de estafar a los asientos del estadio. A pesar de la estricta seguridad de la Unidad de la Reserva Federal (FRU) y People's Volunteer Corps (RELA) para controlar a los espectadores rebeldes, los espectadores lograron lanzar petardos que accidentalmente golpean a un grupo de médicos de servicio [6].

Gracias a estos problemas y otros más a nivel mundial se tomaron medidas por lo tanto les mostraremos algunos de los casos más importantes en medidas de seguridad en algunos estadios a continuación se encontrarán con resúmenes de algunos hechos relevantes en el mundo del deporte, siempre se puede ir mejorando la seguridad en los estadios reforzando el personal y la tecnología.

Muchos estadios a nivel mundial ya adoptaron nuevas tecnologías con el fin de mitigar el ingreso de personas con historial violento uno de eso es el estadio del real Madrid un equipo de futbol español es considerado uno de los estadios más seguros y modernos del mundo, en gran medida, gracias a los mejores, sistemas de monitoreo, video vigilancia y controles de acceso públicos y privados. Lo que ha garantizado un control en tiempo real de los asistentes.

Otro ejemplo muy claro de las políticas de seguridad en estos estadios es en el del equipo inglés Mánchester United llamado old-traford, partir de su última remodelación en el año 2013, se convirtió en un estadio con uno de los mejores sistemas de video-vigilancia de Europa, que adicionalmente integra un sistema 100% de automatización de sus controles de acceso y salida, apoyado por la codificación electrónica de los carnets y boletas de los asistentes a los partidos de fútbol que allí se juegan[7].

En nuestro país también se tomaron medidas para mejorar la seguridad de los asistentes una de estas es el plan Decenal este es un instrumento que define los lineamientos de la política pública del Estado y que establece los objetivos, metas y estrategias generales que deben orientar la gestión de todos los

integrantes del Sistema Nacional del Deporte y el desarrollo del sector en los próximos 10 años.

Esta iniciativa nace ya que el estado colombiano ha buscado regularlo a través de la creación de varias normas y políticas públicas, entre las cuales, la más relevante es el Plan Decenal de Seguridad y Convivencia en el Fútbol, pues busca servir como marco para las demás. El Plan Decenal, califica al fútbol como una herramienta de transformación social para fomentar la cohesión social, la convivencia y la paz. Desde su promulgación en el año 2014, se han llevado a cabo acciones para la implementación del Plan Decenal, al ser una política pública impulsada por el nivel central pero cuya efectiva implementación depende en gran medida de la actuación de las autoridades locales, toma relevancia el concepto de coordinación, como acción armónica y coherente de la institucionalidad en sus distintos niveles para el logro de un objetivo común [8].

Al hacer explícitos estos factores tanto positivos como negativos, nace la necesidad de desarrollar esta investigación donde nos brinda la posibilidad de construir y aplicar nuevos conocimientos y experiencias que permitan generar estrategias para beneficio de los espectadores y de los entes encargados de la seguridad en los estadios.

En esta era siempre se ha buscado la manera de crear tecnologías que relacionen a las personas con las máquinas para resolver problemas o analizar diferentes comportamientos uno de esto es el caso de un reconocedor de emociones por medio de canciones [9]. Algo muy parecido buscamos en nuestra investigación solo que a diferencia de canciones y emociones queremos aplicar el reconocimiento de personas de manera automática.

El reconocimiento automático de las acciones humanas en videos se ha convertido en uno de los temas de investigación más activos en visión artificial. Desempeña un papel clave en muchas aplicaciones importantes, como sistemas de vigilancia inteligente, casas inteligentes, robots, interfaces hombre-computadora, indexación de datos de video y recuperación, análisis de eventos deportivos y realidad virtual [10, 11, 12,13].

Con este proyecto lo que se busca es aplicar la visión artificial para el reconocimiento facial, a través de una cámara web en tiempo real permitiendo que el software por medio de análisis de patrones determine si este coincide con alguno de los rostros previamente registrados en una base de datos [14,15]. Para esto existen distintos algoritmos que cumplen con esta función [16].

Con esto buscaremos identificar a cada persona que ingrese al estadio para poder hacer seguimiento de su comportamiento [17,18].

II. RED NEURONAL ARTIFICIAL (ANN)

Al momento de obtener las características de las imágenes conocidas que se tienen almacenadas en la base de datos, se debe encontrar un sistema que dado un conjunto de características de una imagen nos diga a que imagen de las almacenadas corresponde. La utilización de redes neuronales para clasificar datos es la mejor opción.

Es posible utilizar un tipo de red neuronal Backpropagation (Propagación hacia atrás).

Entre las ventajas que tienen este tipo de redes, es que aprovecha la naturaleza paralela de las redes neuronales para reducir el tiempo requerido por un procesador secuencial para determinar la correspondencia entre unos patrones dados. Por otro lado hay que reconocer que patrones son los más adecuados, es decir, de todos los parámetros enviados a la red unos serán más significativos que otros. Las redes neuronales ayudaran a encontrar los parámetros más significativos [19, 20].

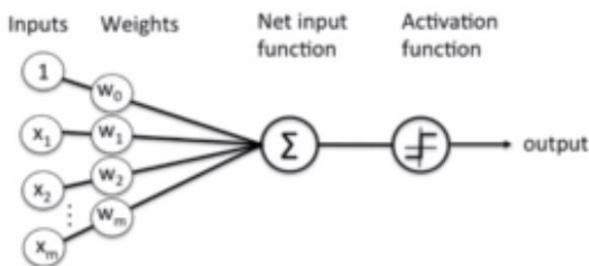


Ilustración 1 Cuando hablamos de redes neuronales, la más simple que nos podemos imaginar es un perceptrón

$$f(x) = \{1, \text{ si } wx > b, \text{ si no}$$

Es básicamente como funciona una neurona, se da una entrada x , la función de decisión nos devuelve 1 si la neurona dada la existencia de un parámetro w (una serie de pesos) para cada uno de los inputs multiplicados escalarmente por el vector x supera un umbral b (umbral de decisión). Tanto la función como el supervector machine trabaja separa los datos en dos clases dependiendo de si un punto pertenece o no al hiperplano separador dado por w . Si se quiere determinar el parámetro óptimo para este perceptrón usando un dataset, se puede llevar a cabo un algoritmo como el siguiente:

1. Seleccionamos los pesos w a un valor aleatorio. En lugar de usar un valor b fijo como offset, añadimos una columna de unos al dataset de n filas de datos y m columnas de información cada una.
2. Calculamos la salida del módulo $F(x)$ para una observación x , particular del dataset.
3. Actualizamos los pesos usando un ratio de aprendizaje α dado por:

$$\Delta w = \alpha (y_i - F(x_i)) x_i$$

En la formula anterior, y_i es el target (cero o uno para x). Si $F(x)$ es muy pequeño incrementamos los pesos para dicha columna, si no los bajamos.

4. Repetimos los pasos 2 y 3 para cada punto del dataset hasta alcanzar un máximo número de iteraciones o el error promedio sobre los n puntos de datos es menor que un umbral.

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - F(x_i)| < \epsilon$$

Este modelo ilustra muy bien los rasgos de una red neuronal compleja, el algoritmo nos da los parámetros buenos para el modelo basándose en el error de clasificación ajustado por el ratio de aprendizaje α .

Buscando, solicitando y contrastando información en artículos científicos y condensándola en un marco teórico que asentaría las bases del proyecto, se pudieron identificar diferentes fases de suma importancia:

Creación del dataset de imágenes: Consiste en buscar imágenes apropiadas para entrenar la red neuronal

Pre-procesamiento de datos: En este paso se depuran los datos, incluyendo imágenes con formatos corruptos etc.

Normalización de datos: En esta etapa se contempla el uso de los siguientes subprocesos:

- Transformación de datos: Consiste principalmente en modificaciones a las imágenes (tamaño, color) sin que supongan un cambio para la técnica que se va aplicar.
- Reducción de datos: Se reduce el tamaño de los datos, donde se encuentran las características más significativas.

Evaluación de patrones: Se identifican los patrones interesantes que representan conocimiento usando diferentes técnicas de optimización (Algoritmo Adam).

Interpretación de resultados: La aplicación se definió con los objetivos que se querían alcanzar con ella. Asignada la función que debía tener cada herramienta, se enumeraron las capacidades de análisis que tendría cada una al finalizar su desarrollo. Finalmente, se dispusieron los requisitos técnicos que requería su diseño y distribución, se comparó con las herramientas analizadas anteriormente [9].

III. DISEÑO DEL SISTEMA PROPUESTO

Como vamos a crear una red neuronal que va a tomar decisiones de la imagen de la persona que vea, es necesario conocer a cada una de esas personas e identificarlas con su camiseta del equipo al que representan.

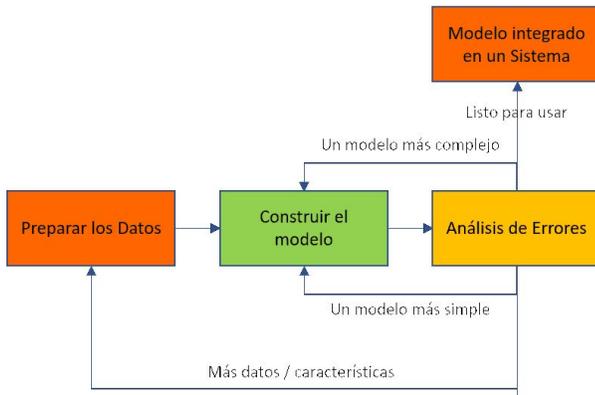


Ilustración 2 Diagrama del sistema propuesto

A. Creación del dataset

Cabe resaltar que cada una de esas imágenes posee características distintas, es decir hay imágenes que son más grandes que otras, poseen diferente perfil de la persona, imágenes en mejor resolución que otras, etc. Para la creación de nuestro dataset se tuvo en cuenta a los equipos más representativos del país, como lo son Club Deportivo Popular Junior, Atlético Nacional, Deportivo Independiente Medellín, Asociación Deportivo Cali, América de Cali, Club Independiente Santa Fe y Millonarios FC.

Otra característica que tiene nuestro dataset, es la extensión de las imágenes, están en formato *jpg*, cada una de ellas enumeradas del 0 hasta el 20. Estas imágenes a su vez, están almacenadas en 7 carpetas distintas, enumeradas del 00000 hasta el 00006:

- *Carpeta 00000*: Representara a la persona denominada Michael Rangel aludiendo al equipo América de Cali.
- *Carpeta 00001*: Representara a la persona denominada José Sand aludiendo al equipo Deportivo Cali.
- *Carpeta 00002*: Representara a la persona denominada Teófilo Gutiérrez aludiendo al equipo Club Deportivo Junior.
- *Carpeta 00003*: Representara a la persona denominada Juan Fernando Quintero aludiendo al equipo Deportivo Independiente Medellín.
- *Carpeta 00004*: Representara a la persona denominada Ayrón del Valle aludiendo al equipo Millonarios FC.
- *Carpeta 00005*: Representara a la persona denominada Vladimir Hernández aludiendo al equipo Atlético Nacional.
- *Carpeta 00006*: Representara a la persona denominada Omar Pérez aludiendo al equipo Independiente Santa Fe.

Cabe aclarar que cada una de estas personas están identificadas como delincuentes en nuestro contexto para la realización del proyecto.

B. Pre-procesamiento de las imágenes del dataset

Como se mencionaba con anterioridad, existe una característica entre el dataset, y es que las imágenes son de diferentes tamaños, además la distribución de imágenes es uniforme, es decir cada clase tiene la misma cantidad de imágenes que la otra.

Con esto claro, procederemos a convertir las imágenes a escala de grises, ya que el color no juega un papel muy importante a la hora de trabajar con imágenes. Además también se reescalaran las imágenes para que todas tengan un mismo tamaño.

C. Creación de la red neuronal

Después de haber explorado, preparado y manipulado todos los datos, se procederá a construir la arquitectura para nuestra red neuronal haciendo uso del paquete TensorFlow.

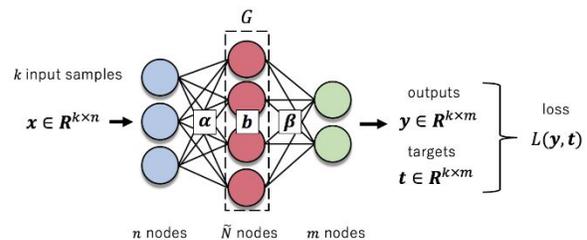


Ilustración 3 Sera un modelo basado en `Sequential()` indica una capa detrás de la otra que van a ser rellenas con capas totalmente conectadas

Estas capas se calculan una detrás de la otra en secuencia, estos son algunos de los Hyper-parameters de la capa:

- Número de unidades/neuronas: 130
- Función de activación: ReLU θ si el valor es negativo, de lo contrario se quedan con el valor actual
- `Input_shape`: (200, 200) esto tiene correspondencia directa con el tamaño de la imagen 200x200

Capa Dropout: Dropout es una técnica de regularización donde aleatoriamente se asignan a ciertas neuronas de la red el valor de cero. De este modo, mientras se entrena, estas neuronas no actualizaran sus valores. Al tener cierto porcentaje de neuronas sin actualizar, el proceso de entrenamiento toma más tiempo pero por el contrario tenemos menos posibilidades de sufrir overfitting.

- Significa que en la fase de entrenamiento (propagación hacia atrás) los valores no se van a actualizar
- Estarán dormidas, como no se actualizarán cierto porcentaje de ellas conservan sus valores iniciales sin retroalimentarse

- Los valores de Dropout típicamente están entre 20% y 50%

Segunda capa (capa de salida):

- Unidades: número de clases (7 personas)
- Función de activación: ‘softmax’ (probabilidades de cada clase) devuelve la probabilidad de cual (cuan % está seguro)

D. Proceso de compilación de la red neuronal

Para el proceso de compilación de nuestra red neuronal es importante tener en claro las siguientes métricas:

- Optimizer: Adam uno de los mejores optimizadores de gradiente descendiente estocástico.
- Loss: Sparse softmax (categorical) crossentropy, es decir cómo se va a calcular el error entre la predicción y la categoría real.
- Metrics: “sparse_categorical_accuracy”, nos permite conocer los porcentajes de acierto o eficacia. Como su nombre lo indica me permite medir esto teniendo en cuenta las categorías.

E. Proceso de evaluación de la red neuronal

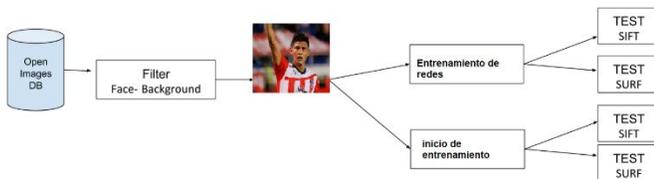


Ilustración 4 Recordemos que una predicción está formada por el conjunto de todas las probabilidades. En nuestro caso con 7 diferentes etiquetas

IV. RESULTADOS

Para ver el resultado de la red neuronal que se construyó se procedió a generar un conjunto aleatorio de 10 imágenes de test para evaluar de forma gráfica y comprobar la efectividad.

1. Se generan 10 numeros aleatorios en el rango de imágenes de test.
2. Se toma el valor real del dataset que contiene las etiquetas para el conjunto de testing
3. Se toma el valor que fue predecido por la red
4. Se grafica (Ilustración 5) para comparar si ambos valores: Delincuente y Prediccion coinciden y se pinta de verde o rojo según corresponde
5. Las imágenes verdes son las que están correctamente clasificadas

6. Las imágenes rojas son las que están clasificadas de manera errónea



Ilustración 5

Con lo anterior se puede llegar a la conclusión de que algunas etiquetas de muestra son correctas y otras no, esto se debe a que el porcentaje de efectividad de la red neuronal no es tan alta.

CONCLUSIÓN

Con estas aplicaciones se logra comprender la importancia del funcionamiento de los sistemas de reconocimiento facial, que papel específico cumple este en la sociedad y con su ayuda se consigue un mejor funcionamiento de estas, mejorando así la calidad de vida de los usuarios de estos medios.

Existen diferentes tipos de sistema de reconocimiento facial a nivel mundial [3, 26, 27].

A. Juegos Olímpicos de Londres

La seguridad en los diferentes estadios del mundo se ha convertido en una prioridad, es por esto que vemos aplicado una serie avances tanto en la partes infraestructura (seguridad física) como en las herramientas utilizadas para garantizar una mayor seguridad a los espectadores. Un ejemplo claro de esto fue lo realizado en los juegos Olímpicos 2012 en Londres, donde la empresa británica Human Recognition Systems (HRS) estuvo encargado de instalar sistemas de control de acceso biométrico, este sistema combinó tanto la geometría de la mano como las plantillas de reconocimiento de iris guardadas en tarjetas inteligentes, fue la primera vez que la biometría de iris y mano se fusionó en una sola tarjeta inteligente.

“Una de las características más interesantes del sistema de control de acceso biométrico, es que se basa en el reconocimiento de la geometría de la palma de la mano, en lugar de las huellas digitales, debido al hecho de que las huellas digitales a menudo se desgastan a medida que envejecen”. Los funcionarios de la Olympic Delivery Authority agregaron que el sistema de reconocimiento de palma funciona al tomar una fotografía digital en 3D de la mano. El

tamaño y la forma única de la mano se combinan con el pase del sitio para permitir el acceso, con los datos encriptados, almacenados de forma segura y solo utilizados para acceder al sitio. La implementación de una exploración de tipo biométrico permitirá un control de acceso donde se podrían establecer niveles de autorización para evitar el acceso no autorizado a sitios restringidos y áreas restringidas [26].

B. *Detección de violencia en tiempo real*

La entrada al sistema es la enorme cantidad de transmisiones de video en tiempo real de diferentes fuentes que se procesan en el Spark framework, allí, los marcos se separan y las características de los marcos individuales se extraen mediante la función Histograma de gradientes orientados (HOG por sus siglas en inglés). Luego, los marcos se etiquetan en función de características como modelo de violencia, modelo de parte humana y modelo negativo, que se utilizan para entrenar la Red de Memoria Bidireccional de Corto-Plazo (BDLSTM por sus siglas en inglés) para el reconocimiento de escenas de violencia.

Cabe destacar que esta red está entrenada con el conjunto de Datos de Interacción Violenta (VID por sus siglas en inglés) que contiene 2314 videos con 1077 peleas y 1237 sin peleas. Además para que el modelo sea robusto para la detección de violencia, se ha creado un conjunto de datos con 410 videoclips con escenas de no violencia y 409 videoclips con escenas de violencia, adquiridos en el estadio de fútbol [3].

C. *Detección de violencia con redes neuronales*

Por otra parte, Fath U Min Ullah, Amin Ullah, Khan Muhammad, Ijaz UI Haq y Sung Wook Baik en su artículo Violence Detection Using Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Neural Network, proponen un marco de detección de violencia de aprendizaje profundo de extremo de tres etapas. La primera se detectan personas en la transmisión de video vigilancia utilizando un modelo de red neuronal convolucional (CNN) liviano para reducir y superar el voluminoso procesamiento de cuadros inútiles. En segundo lugar, una secuencia de 16 cuadros con personas detectadas se pasa a 3D CNN, donde las características espacio-temporales de estas secuencias se extraen y alimentan al clasificador Softmax. Además se optimiza el modelo 3D CNN utilizando el kit de herramientas de optimización de redes neuronales y de inferencia visual desarrollado por intel, que convierte el modelo entrenado en una representación intermedia y lo ajusta para una ejecución óptima en la plataforma final para la predicción final de actividad violenta. Después de detectar la actividad violenta, se transmite una alerta a la estación policial o al departamento de seguridad más cercano para tomar medidas preventivas inmediatas [27].

V. REFERENCIAS

- [1] Burger, Martin Di Francesco, Marco Markowich, Peter A. Wolfram, Marie Therese (2013-12), Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) desde: <https://repository.kaust.edu.sa/handle/10754/564822>
- [2] REIS, H. H. B. Os espectadores de futebol e a problemática da violência relacionada à organização do espetáculo futebolístico. Revista Paulista de Educação Física, São Paulo, v. 17, n. 2, p. 85-92, jul./dez. 2003.
- [3] Dinesh Jackson Samuel R., Fenil E, Gunasekaran Manogaran, Vivekananda G.N, Thanjaivadivel T, Jeeva S, Ahilan A, Real time violence detection framework for football stadium comprising of big data analysis and deep learning through bidirectional LSTM, Computer Networks, Volume 151, 2019, Pages 191-200, ISSN 13891286, <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2019.01.028>. (<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128618308521>)
- [4] Jorand M.F., Triani F.D.S., Murad M., Dos Santos R.F., Telles S.C.C. Violence in Futsal basic age categories in rio de janeiro: Entering the universe of parents and coaches
- [5] <https://www.domesticpreparedness.com/resilience/stadium-and-venue-security/>
- [6] The Malay Mail, (2010). Kelantan Football Fan Dies of Breathing Difficulty at Shah Alam Stadium. Retrieved from <http://www.mmail.com.my/.../52075-kelantan-foot...>
- [7] <https://www.apingenieria.com/7-estadios-de-futbol-mas-seguros-del-mundo-por-sus-sistemas-de-seguridad-electronica/>
- [8] https://adsdatabase.ohchr.org/IssueLibrary/COLOMBIA_Plan%20Decenal%20de%20Seguridad%20Comodidad%20y%20Convivencia%20en%20el%20Futbol%202014-2024.pdf
- [9] Sánchez-Sánchez P.A., et al. (2019). Knowledge Discovery in Musical Databases for Moods Detection. IEEE Latin America Transactions 17(12), 2061-2068
- [10] Piotr Bilinski, Michal Koperski, Slawomir Bak, François Bremond. Representing Visual Appearance by Video Brownian Covariance Descriptor for Human Action Recognition. AVSS - 11th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance, IEEE, Aug 2014, Seoul, South Korea. fhal-01054943v2f
- [11] P. Dollar, V. Rabaud, G. Cottrell, and S. Belongie. Behavior recognition via sparse spatio-temporal features. In PETS Workshop, 2005.
- [12] I. Laptev, M. Marszalek, C. Schmid, and B. Rozenfeld. Learning realistic human actions from movies. In CVPR, 2008.

- [13] H. Wang, A. Klaser, C. Schmid, and C.-L. Liu. Action recognition by dense trajectories. In CVPR, 2011.
- [14] Piotr Bilinski, Francois Bremond. Human Violence Recognition and Detection in Surveillance Videos. AVSS, Aug 2016, Colorado, United States. fhal-01849284f
- [15] Ahmet Ekin, "Sports Video Processing for Description Summarization and Search", Doctor of Philosophy, 2003.
- [16] Aleksander, I., Thomas, W.V. and Bowden, P.A. (1984), "WISARD-a radical step forward in image recognition", Sensor Review, Vol. 4 No. 3, pp. 120-124. <https://doi.org/10.1108/eb007637>
- [17] Bicego, M., E. Grosso, and M. Tistarelli. 2006. Person authentication from video of faces: A behavioral and physiological approach using Pseudo Hierarchical Hidden Markov Models. In Proceedings first International Conference on Biometrics 2006, Lectures Notes in Computer Science, vol. 3832, 113–120. Hong Kong, January 2006.
- [18] Calder, A., and A. Young. 2005. Understanding the recognition of facial identity and facial expression. Nature Reviews Neuroscience 6: 641–651.
- [19] M. Paz Sesmero Lorente. Diseño análisis y evaluación de conjuntos de clasificadores basados en redes de neuronas. Septiembre-2012. Archivo electrónico, último acceso el 2 de septiembre de 2013.
- [20] Javier Botia, Henry Sarmiento y Claudia Isaza. Redes Neuronales Artificiales de Base Radial como Clasificador Difuso: Una Aplicación en Diagnóstico Médico. Archivo electrónico, último acceso el 2 de septiembre de 2013.
- [21] J. PANDYA, D. RATHOD, AND J. JADAV, "A survey of face recognition approach," Int. J. Eng. Res. Appl., vol. 3, no. 1, 2013.
- [22] N. L. PÉREZ Y J. J. TORO AGUDELO, "Técnicas de Biometría Basadas en Patrones Faciales del ser Humano". Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, 2012.
- [23] P. WAGNER, "Face recognition with python," 2012. [Online]. Available: http://www.bytefish.de/pdf/facerec_python.pdf. [Accessed: 05-May-2016].
- [24] G. CASTANEDA AND T. KHOSHGOFTAAR, "A Survey of 2D Face Databases," in 2015 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration, 2015, pp. 219–224.
- [25] ANDREEA, P. V. (2016), "Aplicación para Detección y Reconocimiento Facial en Interiores" Sevilla: Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla.
- [26] Steve Gold, Biometrics fit to secure the London Olympics, Biometric Technology Today, Volume 2012, Issue 3, 2012, Pages 5-8, ISSN 0969-4765, [https://doi.org/10.1016/S0969-4765\(12\)70072-3](https://doi.org/10.1016/S0969-4765(12)70072-3). (<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969476512700723>)
- [27] Ullah, F.U.M.; Ullah, A.; Muhammad, K.; Haq, I.U.; Baik, S.W. Violence Detection Using Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Neural Network. Sensors 2019, 19, 2472.
- [28] ferbadi sat(2013) seguridad en instalaciones deportivas desde: <http://www.euskalduna.org/home2/archivos/DPTO4/Temas/deportes/Seguridad%20en%20instalaciones%20deportivas1.pdf?idioma=EU>
- [29] Ana Tubon Macias(2012) desde: https://www.academia.edu/29546720/NORMAS_DE_USO_Y_COMPORTE_EN_ESCENARIOS_DEPORTIVOS