
**METODOLOGÍA PARA LA DETECCIÓN Y SEGUIMIENTO DE
NADADORES EN AMBIENTES HIDRODINÁMICOS MEDIANTE
ABSORBANCIA DE LUZ USANDO EL MODELO DE COLOR
HSV Y LA DESCOMPOSICIÓN DE MATRICES DE BAJO
RANGO.**

CARLOS EDUARDO REYES SIERRA

**Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas
Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática
Bucaramanga
2018**

**METODOLOGÍA PARA LA DETECCIÓN Y SEGUIMIENTO DE
NADADORES EN AMBIENTES HIDRODINÁMICOS MEDIANTE
ABSORBANCIA DE LUZ USANDO EL MODELO DE COLOR
HSV Y LA DESCOMPOSICIÓN DE MATRICES DE BAJO
RANGO.**

CARLOS EDUARDO REYES SIERRA

**Trabajo de Investigación para optar por el título de:
Magíster en Ingeniería de Sistemas e Informática**

Director:
Ph.D. HENRY ARGUELLO FUENTES

**Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas
Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática
Bucaramanga
2018**

CONTENIDO

	pág.
Introducción	10
1 Análisis de Movimiento Humano en la Natación	12
2 Metodología	14
2.1 Protocolo de Adquisición de Secuencias de Video Bajo el Agua	14
2.2 Algoritmo para la Detección y Seguimiento de un Nadador Bajo el Agua	15
2.3 Medición de la Luz y Preprocesamiento	16
2.4 Segmentación	17
2.5 Clasificación	18
2.6 Seguimiento	19
3 Pruebas y Resultados	20
3.1 Base de datos de videos desarrollada	20
3.2 Métrica de desempeño y Resultados	22
3.3 Análisis de resultados por escenario	23
3.3.1 Análisis escenario 1: Día lluvioso	24
3.3.2 Análisis escenario 2: Día soleado	25
3.3.3 Análisis escenario 3: Nadador inexperto	25
3.3.4 Análisis escenario 4: Nadador experimentado	26
3.3.5 Análisis consolidado de los escenarios	27
4 Conclusiones, Contribuciones y Trabajos Futuros	31
4.1 Conclusiones	31
4.1.1 Contribuciones	32
4.1.2 Trabajos Futuros	32
Referencias Bibliográficas	33
Bibliografía	34

LISTA DE FIGURAS

	pág.
1 <i>Esquemas o montajes para la captura de video.</i>	12
2 <i>Modelo para el análisis del movimiento humano.</i>	13
3 <i>Montaje propuesto para realizar la adquisición de secuencias de video bajo el agua.</i>	14
4 <i>Representación de una secuencia de video dividida en fotogramas a través del tiempo t.</i>	15
5 <i>Representacion del modelo HSV.</i>	16
6 <i>Implementación del montaje para la adquisición del video.</i>	21
7 <i>Métrica de las posibles salidas del algoritmo en la tarea de detección y seguimiento. VP(Verdadero Positivo), FP(Falso Positivo), FN (Falso Negativo), VN(Verdadero Negativo)</i>	23

LISTA DE TABLAS

	pág.
1 Resultado de aplicar la metodología en una secuencia de video con 854 x 241 pixeles espaciales x 290 fotogramas en el tiempo. (a) Fotograma original. (b) Preprocesamiento $\mathbf{M}_i$. (c) Matriz escasa $\mathbf{S}_i$ nadador. (d) Matriz bajo rango $\mathbf{L}_i$ fondo. (e) Salida del tensor de difusión $\mathbf{D}_i$. (f) Salida, detección y seguimiento con base en el filtro kalman.	22
2 Secuencias de video correspondientes a condiciones climáticas con día lluvioso. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).	24
3 Secuencias de video correspondientes a condiciones climáticas con día soleado. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).	25
4 Secuencias de video correspondientes a un nadador inexperto de traje amarillo y piel morena. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).	26
5 Secuencias de video correspondientes a un nadador experimentado de traje negro y piel blanca. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).	27
6 Resultados de las tablas 2, 3, 4, 5, para el total de la base de datos de 48 de secuencias de video. Para la tabla 2, se retiro el resultado de la secuencia 2.	28
7 Posibles casos de la matriz de confusión	28

Resumen

TITULO: METODOLOGÍA PARA LA DETECCIÓN Y SEGUIMIENTO DE NADADORES EN AMBIENTES HIDRODINÁMICOS MEDIANTE ABSORBANCIA DE LUZ USANDO EL MODELO DE COLOR HSV Y LA DESCOMPOSICIÓN DE MATRICES DE BAJO RANGO¹.

AUTOR: CARLOS EDUARDO REYES SIERRA²

PALABRAS CLAVE: biomecánica, detección de nadador bajo el agua, HSV, matriz de bajo rango, procesamiento de video.

La biomecánica es la ciencia que estudia la relación entre las fuerzas y los movimientos del cuerpo humano con el objetivo de realizar análisis cinemáticos. En el estudio cinemático enfocado al deporte, los entrenadores se apoyan en el análisis de video para estudiar el movimiento y mejorar el rendimiento, gesto deportivo y desempeño de los atletas. Particularmente, en natación, a partir del análisis y estudio del movimiento, se busca reducir la fricción con el medio, prevenir lesiones y mejorar registros. Actualmente, estos estudios se realizan mediante análisis de video combinados con datos de goniómetros, giroscopios y acelerómetros; sin embargo, estos métodos presentan limitaciones asociadas con portabilidad, fabricación de equipos altamente especializados, costos elevados y técnicas invasivas. Además la literatura muestra que los sistemas para realizar captación de video y los algoritmos empleados para analizar el movimiento de deportistas a través de secuencias de video están enfocados al estudio de los nadadores fuera del agua debido a que la predominancia de las tonalidades de azul y verde, además de la difracción, refracción, el ruido producido por las olas, turbulencia y oclusión por el movimiento del agua, son retos que aún no han sido resueltos por los algoritmos tradicionales. Este trabajo presenta una metodología para la detección y seguimiento de nadadores en ambientes hidrodinámicos mediante absorbancia de luz usando el modelo de color HSV y la descomposición de matrices de bajo rango, compuesta por un sistema de adquisición de video bajo el agua y un algoritmo que modela la absorción de luz en la etapa de preprocesamiento para la entrada de un modelo que combina las técnicas de descomposición de matrices de bajo rango para realizar segmentación, difusión que realiza clasificación y seguimiento del nadador mediante el filtro kalman. El algoritmo fue probado en 48 secuencias de video captadas con el sistema propuesto, y los resultados muestran que se detecta y hace seguimiento al nadador con una precisión del 94 % en ambientes hidrodinámicos.

¹Trabajo de Investigación

²Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática. Director, Henry Arguello Fuentes.

Abstract

TITLE: METHODOLOGY FOR TRACKING AND DETECTION OF SWIMMERS IN HYDRODYNAMIC ENVIRONMENTS BY LIGHT ABSORBANCE USING THE HSV COLOR MODEL AND DECOMPOSITION OF LOW-RANGE MATRIX³.

AUTHOR: CARLOS EDUARDO REYES SIERRA⁴

KEYWORDS: biomechanics, underwater swimmer detection, HSV, low-range matrix, video processing.

Biomechanics is the science that studies the relationship between forces and movements of the human body to perform kinematic analysis. In the kinematic study focused on sports, coaches rely on video analysis to study movement and improve performance, sports gesture and performance of the athletes. Particularly, in swimming, from analysis and study of movement, coaches seek to reduce friction with the environment, prevent injuries and improve records. Currently, the methods used have limitations associated with portability, specialized equipment manufacturing, excessive costs and invasive techniques. In addition, literature shows that systems for capturing video and algorithms used to analyze athletes movement through video sequences are focused on study of swimmers out of water because predominance of blue and green tones in addition to diffraction, refraction, noise produced by waves, turbulence and occlusion by the movement of water, these are challenges that have not yet been solved by traditional algorithms. This work presents a methodology for detection and monitoring of swimmers in hydrodynamic environments by means of light absorbance using the HSV color model and decomposition of low-rank matrix, composed of an underwater video acquisition system and an algorithm that models The absorption of light in the preprocessing stage for the entry of a model that combines the techniques of decomposition of low-rank matrix to perform segmentation, diffusion performs classification and tracking of the swimmer through the kalman filter. The algorithm was tested on 48 video sequences captured with the proposed system, and results show that the swimmer is detected and followed up with an accuracy of 94 % in hydrodynamic environments.

³Research Work

⁴School of Physical-Mechanical Engineering. Department of Systems Engineering and Informatics. Advisor, PhD Henry Arguello Fuentes.

Introducción

La biomecánica deportiva estudia el gesto de los atletas con el objetivo de cuantificar el movimiento, mejorar el rendimiento de los deportistas y prevenir lesiones. Entre las herramientas más empleadas en biomecánica se encuentra la adquisición de secuencias de imágenes en el tiempo para estimar la cinemática del deportista [1]. Particularmente, en el análisis biomecánico en natación se emplea la adquisición de video para realizar los procesos de detección y seguimiento de los deportistas, donde, además del video, se agregan técnicas software y hardware. Específicamente, las técnicas hardware emplean acelerómetros, que pueden ser ubicados en las gafas del nadador para inferir detalles del biomovimiento como aceleración y ángulos de la cabeza [2], [3], o sensores inerciales, ubicados en la cintura y espalda para seguir parámetros cinemáticos como aceleración longitudinal y diferencia de ángulos [4].

Por otra parte, las técnicas software usan algoritmos adaptativos que procesan las secuencias de video y permiten mejorar la luminosidad o brillo de las imágenes adquiridas [5]. Otros algoritmos han implementado el modelo de color YUV (del inglés Y luma y UV chrominance) combinado con la segmentación de video espacio-temporal geodésica, que permite segmentar la zona de interés pixel a pixel con base en un marco bayesiano para marcar cada píxel como cero para el fondo y uno para la zona de interés en los fotogramas de una secuencia de video [6]. De la misma manera es posible combinar las técnicas descritas a través del procesamiento de video y sensores como en [3] y [4] donde proponen estudiar parámetros cinemáticos del nadador a través de la adquisición de datos mediante acelerómetros y giroscopios ubicados en el cuerpo del deportista. Las dificultades presentes al combinar técnicas de video con hardware se evidencian en la sincronización de los sensores y el video, además la creación de interfaces electrónicas representan elementos invasivos con problemas de portabilidad asociados a la textura física del atleta, sumado a la adquisición de software adicional para realizar calibraciones e interpretación de las señales adquiridas. Uno de los inconvenientes de las técnicas descritas es que son invasivas para los deportistas; además, la información proporcionada se limita a la parte del cuerpo donde se ubique el elemento hardware, y en software, implican alta complejidad computacional. La bibliografía actual [7] muestra que un sistema para el análisis de movimiento humano tiene cinco etapas, la primera inicia con la captura de secuencias de video la segunda consta de un algoritmo que contiene las cuatro etapas restantes así: preprocesamiento, segmentación, clasificación y seguimiento.

En la primera etapa se realiza captura de video subacuática, donde se emplean dos elementos: una cámara de video sumergible para realizar la captación de video y un dispositivo que la sostiene. Existen diversos enfoques para la adquisición de secuencias de video bajo el agua. Uno de estos enfoques emplea dos cámaras de video fijas como en [8], que a través de una cámara sobre el agua y otra sumergida capta secuencias para estudiar el gesto del nadador y las fases de viraje bajo el agua desde la plataforma de salto. Por otra parte, en [9] se emplea un arreglo de varias cámaras sincronizadas y fijas dentro y fuera de la piscina para estudiar la eficiencia en la fase de inicio de los nadadores. Otro enfoque plantea el uso de cámaras móviles como en [4], donde la captación de imágenes es realizada al sumergir una cámara sujeta a un soporte, y es impulsada por el entrenador o un seguidor mecánico que varía la velocidad de acuerdo con el desplazamiento del deportista. Los sistemas de captación anteriormente descritos presentan problemas de portabilidad y sincronización, ya que algunos deben ser utilizados en piscinas de corriente o requieren adecuaciones físicas al sitio de toma de video. En la etapa de preprocesamiento, dado que bajo el agua existe oclusión total debido a las tonalidades verde y azul, autores han empleado diversas metodologías para mejorar la visualización las imágenes y secuencias de video como en [10] donde las imágenes son ecualizadas para mejorar el color, en [6] emplean el modelo de color YUV con el fin de segmentar al nadador, en [11] se estudian las secuencias en escala de grises para detectar marcadores anatómicos de color negro. Sin embargo, las metodologías descritas no tienen en cuenta los cambios abruptos de luz, el ruido producido por las olas o los fenómenos de refracción y difracción.

En la etapa de segmentación, el procesamiento de imágenes y secuencias de video requiere tiempos

de cómputo considerables, debido a la alta resolución de las imágenes y cantidad de fotogramas que componen una secuencia de video. Recientemente, la descomposición de matrices de bajo rango se ha presentado como una técnica empleada para el procesamiento de matrices y reducción del tiempo de procesamiento en la segmentación de secuencias de video llevando los fotogramas, o imágenes tomadas en el tiempo, a otro dominio con un número menor de muestras. Este método ha sido implementado en aplicaciones tales como vigilancia, detección de objetivos, entre otras [12] [13]. En la etapa de clasificación, se ha empleado el tensor de difusión en imágenes, para caracterizar y clasificar el movimiento en varios fotogramas de video, el cual caracteriza el movimiento como isotrópico o anisotrópico. El movimiento isotrópico corresponde a ambientes sin gradiente de concentración, donde el movimiento es igual en todas las direcciones, y el movimiento anisotrópico corresponde a un medio con orientación definida [14] tal como lo realiza un nadador. Esta técnica ha sido utilizada en aplicaciones como el estudio del cerebro humano [15] e imágenes de diagnóstico médico [16]. La etapa de seguimiento emplea el filtro de *Kalman*, debido a que es un algoritmo ampliamente utilizado para realizar seguimiento y predicción de posición a objetos y personas en secuencias de video de una forma eficiente, incluso para secuencias de gran tamaño tanto espacial como temporal [17] [18].

En este trabajo, se propone la implementación de las cinco etapas descritas para la detección y seguimiento de un nadador bajo el agua, esto a través de un sistema compuesto por un protocolo para la adquisición de secuencias de video subacuáticas junto con un algoritmo de procesamiento basado en el modelo de color HSV (del inglés Hue, Saturation, Value – Matiz, Saturación, Valor) y la descomposición de matrices de bajo rango. El protocolo de adquisición subacuático provee los pasos y medidas para ser empleado con una cámara sumergible de alta velocidad sujeta a un trípode ajustable. El algoritmo propuesto procesa las secuencias de video adquiridas aprovechando la absorbancia de la luz para mejorar la detección y seguimiento del nadador bajo el agua. Específicamente, el algoritmo aplica una formulación matemática basada en el modelo de color HSV que destaca los elementos que absorben luz, emplea la descomposición de matrices de bajo rango para realizar segmentación, la técnica de difusión para clasificación y, siguiente a esto, se emplea en el filtro *Kalman* para realizar la detección y seguimiento. Con la implementación del sistema propuesto se brinda a los deportistas y entrenadores una herramienta para el estudio del movimiento bajo el agua que no representa elementos invasivos para los atletas y no requiere equipos adicionales. De esta forma, es posible realizar análisis de la técnica y movimientos ejecutados por los nadadores para evitar lesiones, mejorar la plusmarca y el rendimiento.

El presente trabajo se encuentra organizado en cuatro capítulos de la siguiente manera: para el primero se realiza un análisis del estado del arte del movimiento humano, en el segundo se presenta la metodología para la adquisición de secuencias bajo el agua y se desarrolla un algoritmo para la detección y seguimiento de un nadador bajo el agua, el tercero describe las métricas aplicadas a la metodología y se realizan pruebas y análisis de resultados a una base de datos creada con la metodología para la adquisición de secuencias bajo el agua, que cuenta con 48 secuencias videos organizadas en cuatro escenarios que son empleadas como entrada del algoritmo para la detección y seguimiento de un nadador bajo el agua, las pruebas realizadas arrojan una precisión del algoritmo del 94 % para los escenarios estudiados, finalmente en el cuarto capítulo se realizan las conclusiones, contribuciones y trabajos futuros.

1. Análisis de Movimiento Humano en la Natación

Actualmente para realizar estudios de los atletas en la natación es empleado el análisis biomecánico cualitativo y/o cuantitativo para mejorar el rendimiento deportivo, la postura y prevenir lesiones en los atletas [1]. El análisis cualitativo es realizado a través de la observación visual de un experto, quien describe el movimiento de acuerdo con su percepción en términos del lenguaje natural, haciendo reconocimiento de los momentos relevantes realizados en el gesto deportivo. Las conclusiones del análisis pueden ser aceptadas o rechazadas con metodologías que puedan generalizarse mediante técnicas numéricas que validen sus resultados. El análisis cuantitativo consiste en realizar estudios de traslación, rotación y movimiento mixto o general en términos de la cinemática y la cinética. Particularmente, en natación tradicionalmente, el análisis cinemático es la herramienta más empleada dado que entrega información para realizar estudios descriptivos del movimiento dentro y fuera del agua, y sus resultados son expresados en desplazamientos, velocidades y aceleraciones lineales o angulares. Los equipos comúnmente usados en el análisis cinemático incluyen acelerómetros, goniómetros, plataformas de contacto o fotocélulas, y cámaras de video [19].

Dado que la natación es una disciplina cíclica cuyo gesto deportivo se repite periódicamente, mediante el análisis cinemático del gesto del nadador es posible generar información para determinar el rendimiento del atleta, detectar ventajas y debilidades de la técnica ejecutada para realizar la planificación del entrenamiento del deportista [3]. El dispositivo más empleado en la natación para realizar análisis cinemáticos es la cámara de video debido a que es un método no invasivo, que permite realizar análisis de fotogrametría del cuerpo humano, a través de la simplificación a un modelo de segmentos articulados delimitados por marcadores anatómicos que determinan las partes del cuerpo humano a estudiar [1]. Habitualmente, un sistema para el análisis de movimiento a deportistas consta de un montaje con una o varias cámaras de video, y un conjunto de elementos electrónicos para realizar medidas de velocidad y parámetros cinéticos ver figura Fig. 1. Posteriormente, los datos adquiridos son procesados mediante un software y se procede a la detección y seguimiento del atleta, los datos arrojados son estudiados por el entrenador obteniendo un análisis del movimiento del deportista.

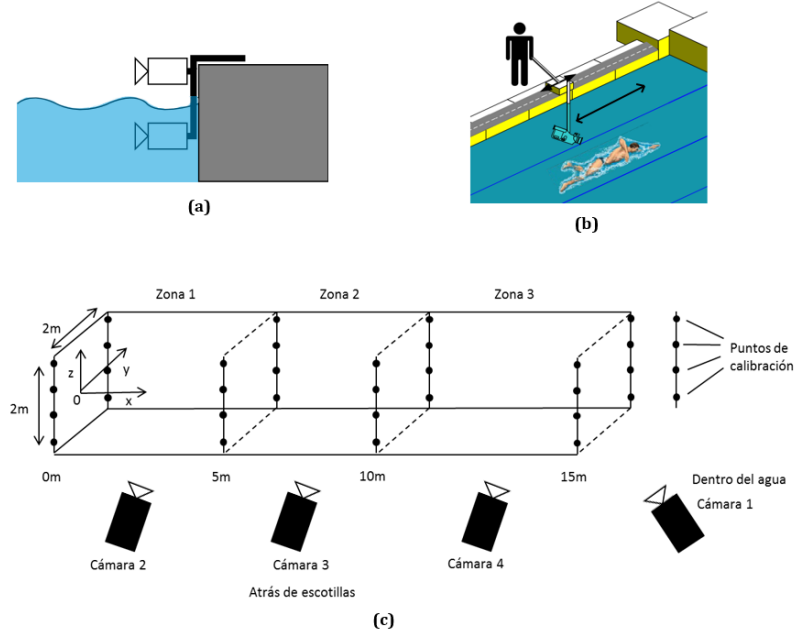


Figura 1: Esquemas o montajes para la captura de video. (a) mediante dos cámaras fijas, tomada de [20], (b) mediante una cámara móvil tomada de [4], (c) mediante 4 cámaras fijas, tomada de [9].

En medios no acuáticos, los algoritmos se enfocan en la detección y seguimiento a nadadores con el fin de determinar la técnica ejecutada [21]. Por otra parte, para medios acuáticos, diversos autores han desarrollado algoritmos que se enfocan en mejorar la calidad de imágenes con el fin de destacar o detectar objetos y/o nadadores [22] [10]. Adicionalmente, algunos algoritmos, que estudian secuencias de videos en medios acuáticos y no acuáticos, son mezclados con elementos externos como sensores para determinar parámetros cinéticos y cinemáticos de los nadadores [4]. En general los algoritmos que procesan secuencias de video bajo el agua se enfrentan a oclusión, turbulencias, movimiento no lineal del agua, y fenómenos físicos como difracción y refracción que crean camuflaje al nadador dificultando su detección. Metodologías para realizar detección y seguimiento a seres humanos, han sido generalizadas en cuatro etapas como se ilustra en la figura, ver Fig.2 [7]: la primera inicia con la captura de la secuencia de video que desea estudiarse, en la segunda se procede a la detección del nadador donde son segmentadas las áreas en las cuales puede estar el deportista, la tercera es la clasificación de los objetos seleccionados donde se busca identificar al atleta, y la cuarta es el seguimiento del nadador en cada cuadro de video procesado [22].

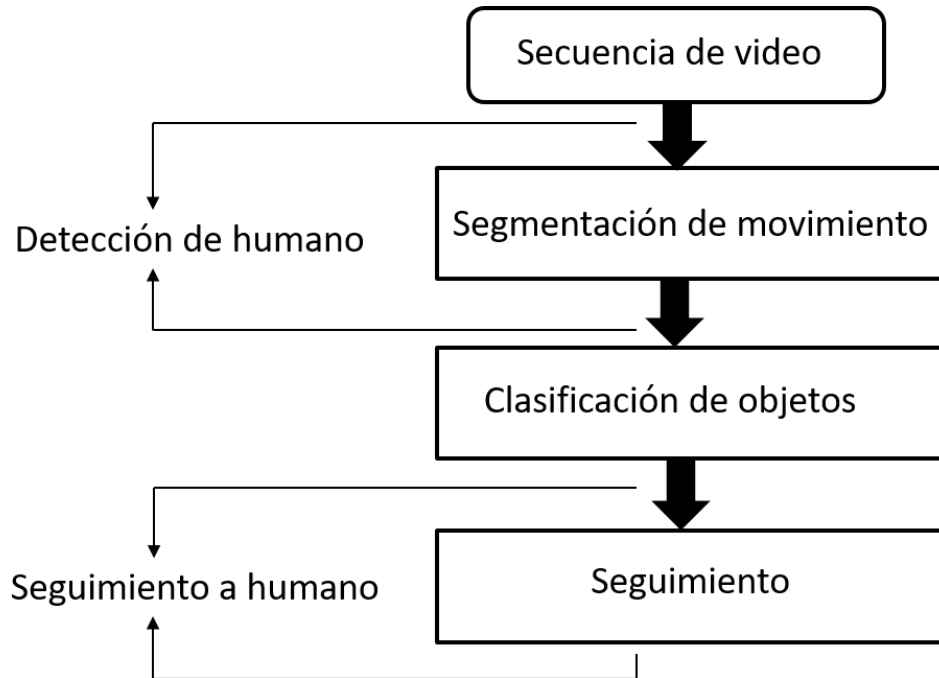


Figura 2: *Modelo para el análisis del movimiento humano, fuente [22].*

Cada etapa anteriormente señalada posee diferentes algoritmos propios, lo cual requiere del desarrollo de una metodología en cada nivel. En el presente trabajo, se propone un sistema de adquisición de video subacuático y dos ecuaciones que modelan la absorbancia de luz de nadadores, mediante las componentes del modelo de color HSV, que son complementadas con algoritmos para realizar descomposición de matrices de bajo rango, difusión y filtro de *kalman*, esto con el objetivo de realizar detección y seguimiento de un nadador dentro del agua.

2. Metodología

Con el fin de capturar y analizar secuencias de video, el sistema de análisis de video propuesto plantea dos etapas, en la primera etapa se realiza la adquisición de secuencias de video a través de un montaje que funcione bajo el agua y con el cual se controlan ciertas variables del entorno como el ángulo de grabación, la distancia entre el montaje y el nadador. Esta etapa incluye un protocolo para emplear el montaje propuesto. La segunda etapa incluye el procesamiento de la secuencia captada a través de un algoritmo que realiza preprocesamiento, segmentación, detección y seguimiento del nadador.

2.1 Protocolo de Adquisición de Secuencias de Video Bajo el Agua

El objetivo principal del sistema de adquisición es realizar captura de video bajo el agua, para ello se debe emplear una cámara fijada a una base fija o móvil. En la literatura se encuentran montajes como el de Khoo *et al* [3], en el cual una cámara de video es desplazada por el entrenador en un riel a lo largo de la piscina para captar el movimiento lateral del nadador; sin embargo, la implementación del montaje descrito requiere la construcción de un carril dedicado y adecuaciones en la piscina, lo que genera turbulencias asociadas al movimiento de la cámara que implica ruido adicional en la escena. En [20] la captura de video es realizada a través de ventanas externas en una piscina de ambientes controlados que genera corrientes de agua; aunque la adquisición de secuencias de video es posible con cualquier cámara de video, las piscinas son construidas específicamente para tener ambientes controlados, el ruido asociado a la turbulencia, los altos costos y la portabilidad limitan su implementación y accesibilidad a entrenadores y deportistas. En [8], [23], la captura de video se realiza empleando un arreglo que mantiene fijo el sistema de detección, que sufre movimiento horizontal o vertical por el desplazamiento del agua lo que añade turbulencia a las tomas realizadas; tradicionalmente la contaminación del agua y el diseño de las piscinas dificulta la construcción de un sistema fijo o móvil sumergible que sostenga una cámara y presente claridad en las imágenes obtenidas.

Teniendo en cuenta los inconvenientes mencionados en los sistemas de captura de video, el sistema propuesto para la captura de video ilustrado en la figura 3 consta de una cámara de video de alta velocidad sumergible sujeta a un trípode de altura variable, que se sumerge en una piscina para realizar la captación de video, las tomas pueden ser realizadas en diversas piscinas que tengan fondo claro y en presencia de la luz solar.

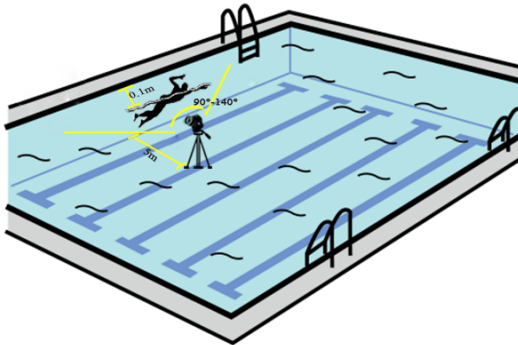


Figura 3: *Montaje propuesto para realizar la adquisición de secuencias de video bajo el agua, fuente Autor.*

Los parámetros que se deben tener en cuenta al emplear el montaje son: la luz debe ser natural y no iluminar perpendicularmente la superficie de la piscina, ya que la reflexión de luz en el fondo genera sombras; la distancia del nadador a la cámara de forma perpendicular debe ser 5 metros; el fondo de la piscina debe tener una tonalidad clara; en cuanto al trípode, que es la base de la cámara, debe ajustarse de tal forma que la cámara se ubique a 0.1 m de profundidad respecto al nivel de la piscina y se le debe atar una pesa forrada en plástico al centro; por último, el ángulo de visión o amplitud de la cámara debe oscilar entre 90 grados y 140 grados para obtener mínimo dos ciclos de la técnica ejecutada por el nadador. El montaje descrito y los parámetros seleccionados hacen que el sistema pueda ser empleado en cualquier piscina, y que no requiera de elementos adicionales o calibraciones.

2.2 Algoritmo para la Detección y Seguimiento de un Nadador Bajo el Agua

Una secuencia de video puede ser representada como un conjunto de fotogramas $\mathbf{F}_i \in \mathbb{R}^{C \times D \times L}$ donde $C \times D$ es la resolución de cada fotograma y L representa los canales de color **RGB** a través del tiempo, donde i denota el i -ésimo fotograma de la secuencia, como a cada fotograma $\mathbf{F}_i$ que se ilustra en la figura 4. Este conjunto es posible representarlo como un arreglo $\mathbf{F} = \{\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \mathbf{F}_3, \dots, \mathbf{F}_i, \dots, \mathbf{F}_N\}$, con coordenadas espaciales x, y en cada fotograma $\mathbf{F}_i$. Dado que en medios acuáticos la predominancia de tonalidades azul y verde dificulta las tareas de detección de los objetos, es necesario realizar un preprocesamiento a cada fotograma $\mathbf{F}_i$ de la secuencia con el fin de determinar los objetos que absorben la mayor cantidad de luz en la escena acuática, que a su vez están asociados al cuerpo del nadador. Específicamente, cuando los rayos de luz provenientes del exterior entran en el agua y caen sobre el cuerpo del nadador, son absorbidos por la piel y el traje que posee, de esta manera al realizarse el preprocesamiento para reducir el efecto de la tonalidad del agua se puede identificar el cuerpo del nadador.

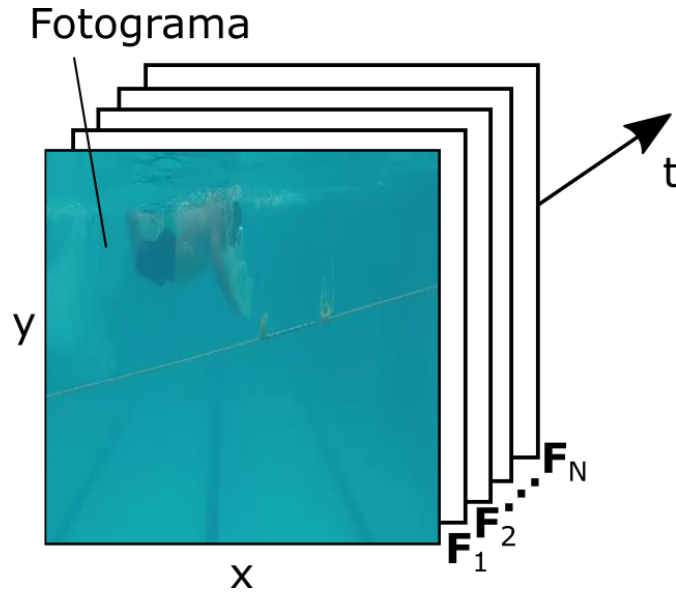


Figura 4: Representación de una secuencia de video dividida en fotogramas a través del tiempo t . fuente Autor.

2.3 Medición de la Luz y Preprocesamiento

La absorbancia es una medida entre la intensidad de la luz que incide sobre un cuerpo y la intensidad de esa misma luz que es transmitida [24] además es el principio óptico empleado por los dispositivos de captura de imágenes. Por otra parte, la representación del color en las imágenes se realiza a través de los espacios de color, tales como RGB (sigla en inglés de red, green, blue), CMYK (sigla en inglés de Cyan, Magenta, Yellow y Key) , HSL (del inglés Hue, Saturation, Lightness) y HSV (del inglés Hue, Saturation, Value) [25]. Las cámaras de video tradicionales emplean el modelo RGB para realizar la captación de la luz; sin embargo, a través de métodos matemáticos es posible realizar transformaciones de un espacio de color a otro [25]. Particularmente, el modelo de color HSV ilustrada, posee las componentes H(hue) que representa el matiz, S(saturation) la saturación o cantidad de blanco presente en el matiz y V(value) el brillo o grado de luminosidad en una escena. La figura 5, ilustra el modelo de color HSV, el cual puede ser representado como un cono donde la base es el matiz (H), el radio de la base es la saturación (S), y la altura es el brillo (V). Cuando se toma una sección del cono, es posible observar una relación existente entre $\vec{S}$ y $\vec{V}$ para obtener los objetos con mayor absorbancia. Debido a que **H** es invariante a los cambios de luz, la hipotenusa de la diferencia entre los vectores $\vec{S}$ y $\vec{V}$ relaciona los elementos que absorben y reflejan la luz, de manera que al restarse se obtiene una matriz compuesta por las componentes vectoriales de cada pixel $\vec{M} = \vec{S} - \vec{V}$. Con esto es posible resaltar los píxeles que absorben la luz en una escena.

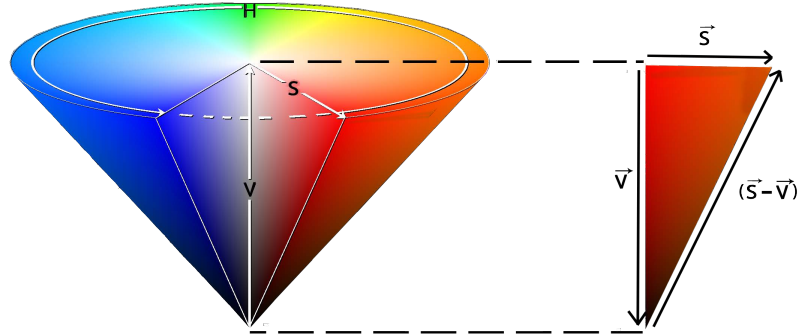


Figura 5: Representación del modelo HSV, el vector $\vec{S} - \vec{V}$ representa los componentes de mayor luminosidad. Fuente autor.

En una secuencia de video los canales $\mathbf{H}_i$, $\mathbf{S}_i$ y $\mathbf{V}_i$ del i -ésimo fotograma $\mathbf{F}_i$, son modelados computacionalmente a partir de cada fotograma **RGB**, de manera que $\vec{\mathbf{M}}_i$ es el resultado del preprocesamiento del i -ésimo fotograma $\mathbf{F}_i$ de la secuencia de video. De esta forma el arreglo $\mathbf{M} = \{\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \mathbf{M}_3, \dots, \mathbf{M}_i, \dots, \mathbf{M}_N\}$ representa el resultado del preprocesamiento para toda la secuencia de video, donde

$$\mathbf{M}_i = |\vec{\mathbf{M}}_i|^2 \quad (2.1)$$

Donde $\mathbf{M}_i = \mathbf{S}_i - \mathbf{V}_i$, al elevar al cuadrado $\mathbf{M}_i$ se atenúan los elementos con la mayor absorbancia de luz, por lo que la ecuación (2.1) se puede reescribir como:

$$\mathbf{M}_i(x, y) = (\mathbf{S}_i(x, y) - \mathbf{V}_i(x, y))^2 \quad (2.2)$$

asimismo $\mathbf{S}_i$ es la saturación, $\mathbf{V}_i$ el brillo y (x, y) las coordenadas del píxel procesado.

2.4 Segmentación

La segmentación en una imagen consiste en agrupar los píxeles que pertenecen a $\mathbf{M}_i$ en dos clases, uno que contenga al nadador y otra clase con los elementos que componen el fondo de la escena. Para la etapa de segmentación, se emplea la descomposición de bajo rango sobre el conjunto de secuencias preprocesadas $\mathbf{M}$. Esta descomposición permite separar el nadador del fondo de la escena. De esta manera es posible observar que la matriz $\mathbf{M}_i$ puede ser representada como dos matrices, una que contiene el fondo y otra el nadador. Para recuperar $\mathbf{M}_i$ como la composición de dos matrices, se emplea la metodología descrita en [12], que recupera una matriz $\mathbf{N}$ como la composición de una matriz $\mathbf{L}$ de bajo rango que representa el fondo de la escena y una matriz escasa $\mathbf{S}$ que representa el nadador, de un conjunto de medidas lineales de la forma

$$\mathbf{y} = A(\mathbf{L} + \mathbf{S}) \quad (2.3)$$

Debido a que la recuperación de $\mathbf{y} = A(\mathbf{N})$ requiere encontrar una solución a un sistema lineal indeterminado, se abarca la intersección de tres clases de problemas que son: el sensado compresivo (CS por su sigla en inglés), la minimización de rango afín y el análisis de componentes principales robustos (RPCA). CS se refiere a la recuperación de un vector escaso $\mathbf{x}$, en el cual las mediciones de los datos tienen la forma $\mathbf{y} = A(\mathbf{x})$ donde A es un operador lineal indeterminado, y para recuperar $\mathbf{x}$ se debe resolver $\min \|\mathbf{x}\|_0$ s.a. $\mathbf{y} = A(\mathbf{x})$ siendo $\|\mathbf{x}\|_0$ el número de componentes no nulos en $\mathbf{x}$, la recuperación mediante CS se realiza vía relajación convexa [26].

Dado que es posible extender el concepto de CS a matrices de bajo rango, puede observarse que las mediciones lineales en la minimización de rango afín [27], [28] son de la forma $\mathbf{y} = A(\mathbf{L})$, donde $\mathbf{L}$ es una matriz de bajo rango y A toma la forma de operador de muestreo para completar la matriz $\mathbf{L}$ [29]. En la recuperación de la matriz $\mathbf{L}$ se debe resolver $\min \text{rango}(\mathbf{L})$ s.a. $\mathbf{y} = A(\mathbf{L})$ mediante relajación convexa. Por último, en el problema RPCA robusto [30], se busca descomponer una matriz $\mathbf{N}$ en una matriz de bajo rango $\mathbf{L}$ y una matriz escasa $\mathbf{S}$ tal que $\mathbf{N} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$, la solución es estable cuando $\mathbf{L}$ y $\mathbf{S}$ son suficientemente incoherentes, es decir, no son correlacionadas.

La intersección de las tres metodologías expuestas se da en la recuperación de las entradas de una matriz $\mathbf{N}$ en términos de una matriz de bajo rango $\mathbf{L}$ y la matriz escasa $\mathbf{S}$ de un conjunto de medidas comprimidas $\mathbf{y} = A(\mathbf{L} + \mathbf{S})$. En una secuencia de video acuática cada columna de $\mathbf{N}$ corresponde a un fotograma de video $\mathbf{M}_i$, de esta forma la iluminación cambiante o fondo tiene propiedades de bajo rango, mientras que el movimiento del primer plano que comprende al nadador, sombras producidas por la luz y elementos en movimiento presenta estructuras escasas [30]. Asimismo, el problema de optimización que une las tres metodologías mencionadas es

$$\min \|\mathbf{y} - A(\mathbf{L} + \mathbf{S})\|_2, \quad \text{s.a.} \quad \text{rango}(\mathbf{L}) \leq r; \|\text{vect}(\mathbf{S})\|_0 \leq K. \quad (2.4)$$

donde r es el parámetro que define el número de medidas a adquirir, K define el nivel de escasez asumido en la señal y $\text{vec}(\cdot)$ es una función que obtiene la representación vectorial de una matriz. Para

más información sobre el proceso de segmentación dirigirse a [12]. El resultado de la segmentación puede escribirse como $\mathbf{S} = \{\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \mathbf{S}_3, \dots, \mathbf{S}_i, \dots, \mathbf{S}_N\}$, que son los nuevos fotogramas en los cuales se contienen los elementos que absorben la mayor luminosidad e identifican al nadador.

2.5 Clasificación

La etapa de clasificación toma el resultado de la etapa de segmentación y aplica el tensor de difusión para separar el movimiento del nadador del movimiento del ruido presente en la secuencia de fotogramas $\mathbf{S}$. Dado que $\mathbf{S}$ contiene el nadador y el ruido que proviene de los elementos que absorben la mayor luminosidad en fotogramas consecutivos, para detectar al nadador presente es posible emplear la metodología de difusión descrita en [31], que estudia el movimiento de partículas en escenas dinámicas para establecer propiedades de los materiales. Este método consiste en tomar una imagen $\mathbf{S}_i$ que se compara con tres fotogramas de video consecutivos, también llamados grados de libertad, $\mathbf{S}_{i+1}$, $\mathbf{S}_{i+2}$, $\mathbf{S}_{i+3}$ para encontrar la dirección del gradiente de difusión. Para esto se emplea el tensor de difusión que determina los grupos de pixeles que tienen movimiento y su dirección a través de los fotogramas. El tensor de difusión puede expresarse como

$$\mathbf{S} = \mathbf{S}_0 e^{(-b \mathbf{v}_i^T \mathbf{D} \mathbf{v}_i)}, \quad (2.5)$$

donde $\mathbf{S}$ representa la intensidad de la señal de difusión ponderada, $\mathbf{S}_0$ la intensidad señal ponderada sin difusión, $\mathbf{v}_i$ indica la dirección del pulso de gradiente de difusión, b el factor de sensibilidad de difusión y $\mathbf{D} = \ln(\mathbf{S}_k/\mathbf{S}_0)/b$ representa el coeficiente aparente de difusión del agua. Tradicionalmente el tensor de difusión es modelado en 3-D para estudiar el movimiento de fluidos en imágenes de resonancia magnética MRI del cerebro humano, y tiene en cuenta las coordenadas x , y , z . Sin embargo, en la secuencia de imágenes acuáticas en las cuales los objetos estudiados son en 2-D, el tensor de difusión debe reescribirse en términos de las dimensiones x y y como

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \quad (2.6)$$

donde las componentes D_{xx} , D_{xy} , D_{xy} y D_{yy} representan las coordenadas del tensor de difusión de segundo orden en movimiento 2-D de los objetos en la escena. Debido a que el tensor de difusión es una matriz simétrica con parámetros desconocidos, las ecuaciones (2.5) y (2.6) pueden ser representados a través de la expresión

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}, \quad (2.7)$$

donde

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= (\mathbf{A}_1 \dots \mathbf{A}_i \dots \mathbf{A}_n)^T \\ \mathbf{A}_i &= (x_i^2, \quad y_i^2, \quad 2x_i y_i), \quad \mathbf{X} = (D_{xx} \quad D_{yy} \quad D_{xy})^T, \\ \mathbf{Y} &= \left(-\frac{1}{b} \ln \frac{S_1}{S_0} \dots - \frac{1}{b} \ln \frac{S_i}{S_0} \dots - \frac{1}{b} \ln \frac{S_N}{S_0} \right)^T, \end{aligned} \quad (2.8)$$

donde A_i representa la dirección del gradiente del fotograma $\mathbf{S}_i$. La Ec (2.5) se puede solucionar mediante la regresión lineal dada por $x_i^2, y_i^2, 2x_i y_i, -(1/b) \ln(\mathbf{S}_i/\mathbf{S}_0)$ [14] y los parámetros D_{xx} , D_{yy} , D_{xy} son determinados mediante la expresión [32]

$$\mathbf{D} = \mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{R}^T, \quad (2.9)$$

donde $\mathbf{R} = (\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_2)$ es una matriz compuesta por los eigenvectores del vector de difusión $\mathbf{D}$, y $\mathbf{A}$ es una matriz diagonal cuyos elementos son los eigenvalores λ de $\mathbf{D}$. Asignando $\lambda_1 \geq \lambda_2$, y tomando el mayor valor del eigenvalor λ_1 que corresponde al eigenvector $\mathbf{e}_1$, se determina el gradiente de difusión predominante del píxel. El gradiente del punto $P(x, y)$ será $\lambda_1 \mathbf{e}_1$. El resultado en la determinación del tensor de difusión son los elementos que poseen movimiento en varios fotogramas de video consecutivos, que puede escribirse como $\mathbf{D} = \{\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \mathbf{D}_3, \dots, \mathbf{D}_i, \dots, \mathbf{D}_{N-3}\}$.

2.6 Seguimiento

El seguimiento del nadador en la secuencia de imágenes se basa en el filtro kalman, donde la dinámica de cada píxel es modelada como: el píxel $B_{(x,y)}$ del fotograma $\mathbf{D}$ en el tiempo i dado por la secuencia de video. Sin embargo, en el primer fotograma se debe garantizar la presencia del nadador. Así mismo, los píxeles del nadador se pueden modelar como

$$\begin{bmatrix} B_{(x,y,i+1)} \\ \Delta B_{(x,y,i+1)} \end{bmatrix} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} B_{(x,y,i)} \\ \Delta B_{(x,y,i)} \end{bmatrix} + K \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{(x,y,i)} & - & B_{(x,y,i)} \end{bmatrix}, \quad (2.10)$$

donde $\mathbf{U}$ es la matriz que indica la dinámica de los píxeles que comprenden al nadador. B es la estimación del valor de una serie de imágenes en el píxel (x, y) . ΔB es el cambio en el punto que representa al nadador cuando se procesa un nuevo fotograma. $\mathbf{D}$ es el fotograma de entrada en el tiempo i , y K es la ganancia de Kalman. La matriz $\mathbf{U}$ puede ser representada como

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & u_{1,2} \\ 0 & u_{2,2} \end{bmatrix}, \quad (2.11)$$

siendo $u_{1,2} = u_{2,2} = 0,7$ para representar el fondo en medios acuáticos [18]. Por otro lado, K es la ganancia de kalman descrita como

$$K_{(x,y,i+1)} = \alpha \cdot m_{(x,y,i)} + \beta[1 - m_{(x,y,i)}], \quad (2.12)$$

donde $m_{(x,y,i)}$ toma el valor de 0 cuando se trata del fondo y 1 cuando se detecta al nadador. Para determinar al nadador se emplea la condición

$$m_{(x,y,i)} = \begin{cases} 1 & \text{si } |\mathbf{D}_{(x,y,i)} - B_{(x,y,i)}| \geq Fh \\ 0 & \text{para los demas casos.} \end{cases} \quad (2.13)$$

$Fh_{(x,y,i)} = \text{cte}$, $\forall x, \forall y, \forall i$ si $|\mathbf{D}_{(x,y,i)} - B_{(x,y,i)}| \geq Fh$, entonces K es α de otra manera es β [18]. $Fh_{(x,y,i)}$ es una constante (cte) que denota el umbral máximo de los píxeles que representan al nadador en la escena, la cual es determinada mediante la desviación estándar del fotograma procesado. En la practica, el resultado de la presente etapa se puede visualizar con el fotograma enmarcado en rojo, y en el cual se encuentra el nadador.

3. Pruebas y Resultados

En este capítulo, se muestran los resultados de la aplicación de la metodología para captar secuencias de video bajo el agua descrita en la sección 2.1, específicamente en la creación de una base de datos de nadadores en piscinas con condiciones climáticas diferentes así: en la tabla 2 se agrupan 11 videos que fueron captados en un día lluvioso, la tabla 3 agrupa 8 videos captados en un día soleado, la tabla 4 agrupa 15 videos captados a un nadador inexperto, la tabla 5 agrupa 14 videos captados a un nadador experimentado. Lo anterior con el objetivo de evaluar el desempeño de la metodología propuesta en diferentes escenarios. Por otro lado, se presenta la métrica empleada y los resultados que miden el desempeño del algoritmo desarrollado en las secciones 2.2, 2.3, 2.4, 2.5 y 2.6 para la detección y seguimiento de un nadador bajo el agua. La base de datos de nadadores desarrollada, es empleada como entrada del algoritmo que realiza detección y seguimiento de un nadador bajo el agua.

3.1 Base de datos de videos desarrollada

Mediante la implementación del montaje y siguiendo la metodología descrita en la sección 2.1 se elaboró una base de datos de nadadores captada bajo el agua en 4 escenarios diferentes, que consta de 48 videos con un total de 9705 fotogramas. Los videos fueron captados en 4 piscinas con condiciones climáticas y en locaciones diferentes, siguiendo el protocolo descrito en la sección 2.1 para la adquisición de secuencias de video bajo el agua. Las 48 secuencias de video son organizadas así: 11 secuencias corresponden a clima lluvioso, 8 secuencias corresponden a clima soleado, 15 secuencias fueron captadas a un nadador inexperto y las 14 restantes fueron tomadas a un nadador experimentado.

En la figura 6 se observa la implementación del montaje empleado para la captura de video, este se compone de un trípode de aluminio con altura graduable que va desde 64 cm a un máximo de 195 cm. Para la adquisición de video se emplea una cámara GoPro Hero 4, que tiene opciones como sensibilidad a la luz entre 100 y 6400 ISO, velocidad de grabación de 24 a 240 fotogramas por segundo, 12 megapíxeles, apertura de diafragma f2.8, campo de visión entre 17.2mm y 34.4mm y amplitud entre 90° y 170°. La cámara fue sumergida utilizando el trípode y las secuencias de video fueron adquiridas a 30 fotogramas/segundo, y el campo de visión empleado fue de 135°, que da un rango de visión horizontal de 8 metros.

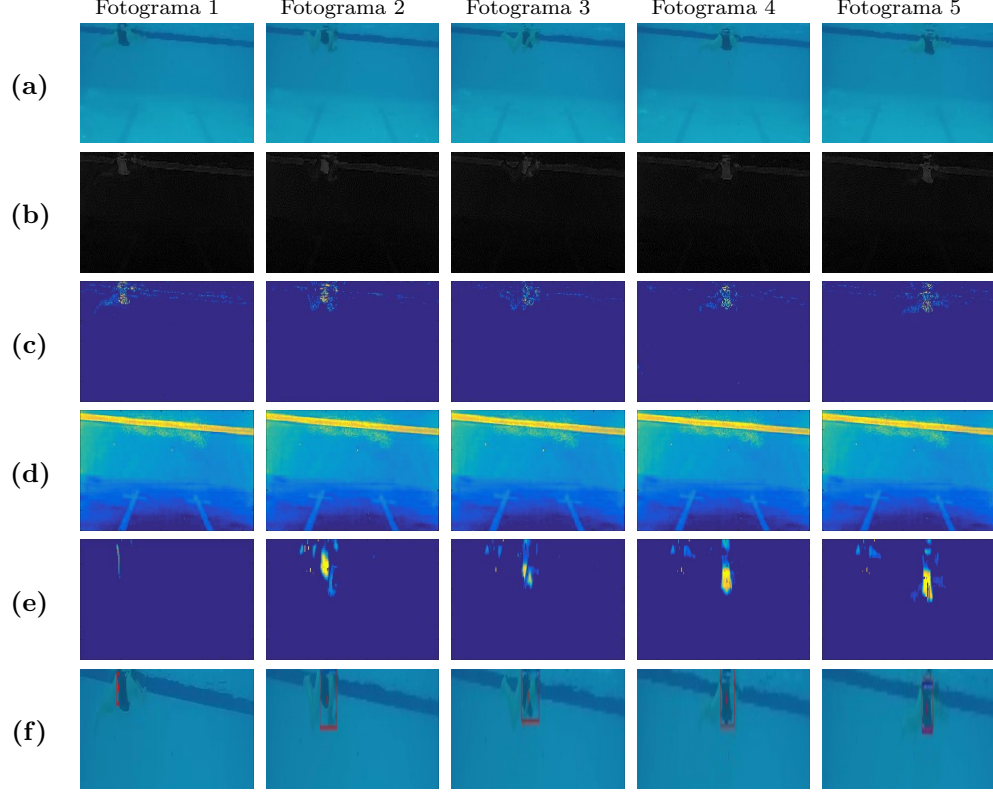


Figura 6: *Implementación del montaje para la adquisición del video.*

El uso del trípode graduable permite adquirir secuencias de video en piscinas entre 54 y 185 cm de profundidad sin calibraciones adicionales. La operación correcta del trípode se ve afectada cuando el movimiento del agua genera olas mayores a 7 cm, debido a que transmite movimiento al trípode, y con ello se afecta la captura de video.

Con el objetivo de mostrar las salidas y entradas del algoritmo en cada etapa, se elaboro la tabla 1 en donde presenta el resultado de cada una de las etapas del algoritmo de detección y seguimiento de un nadador para 5 fotogramas, con dimensiones espaciales de 854x241 pixeles.

Tabla 1: Resultado de aplicar la metodología en una secuencia de video con 854 x 241 pixeles espaciales x 290 fotogramas en el tiempo. (a) Fotograma original. (b) Preprocesamiento $\mathbf{M}_i$. (c) Matriz escasa $\mathbf{S}_i$ nadador. (d) Matriz bajo rango $\mathbf{L}_i$ fondo. (e) Salida del tensor de difusión $\mathbf{D}_i$. (f) Salida, detección y seguimiento con base en el filtro kalman.



En la tabla 1, la fila (a) representa el fotograma original el cual es la entrada del algoritmo, la fila (b) ilustra el resultado del preprocesamiento $\mathbf{M}_i$ de la fila (a), las filas (c) y (d) son el resultado para la etapa de segmentación: la matriz escasa $\mathbf{S}_i$ que representa al nadador y la matriz de bajo rango $\mathbf{L}_i$ que representa el fondo de la escena, la fila (e) muestra el resultado de emplear el tensor de difusión en la etapa de clasificación, finalmente la fila (f) muestra al nadador detectado y seguido mediante el filtro de kalman. De la misma forma para determinar los parámetros K (parámetro de escasez) y r (parámetro de medidas a adquirir) de la etapa de segmentación, se realizaron 15 simulaciones, las cuales determinaron como medidas ideales $K=0.035$ y $r=0.45$ para segmentar el cuerpo del nadador.

3.2 Métrica de desempeño y Resultados

La tarea principal de una métrica de desempeño en la detección y seguimiento, es determinar como un algoritmo detecta y sigue un objetivo en función de detecciones correctas (objetivo detectado correctamente, verdadero positivo, VP), falsas alarmas, es cuando el objetivo es detectado y no corresponde a la realidad en las sombras producidas por la luz (objetivo detectado incorrectamente, falso positivo, FP), pérdida del objetivo (objetivo no detectado, falso negativo, FN), o la detección de ruido producido por la luz, turbulencias y/o olas (objetivo detectado incorrectamente y aleatoriamente, verdadero negativo, VN).

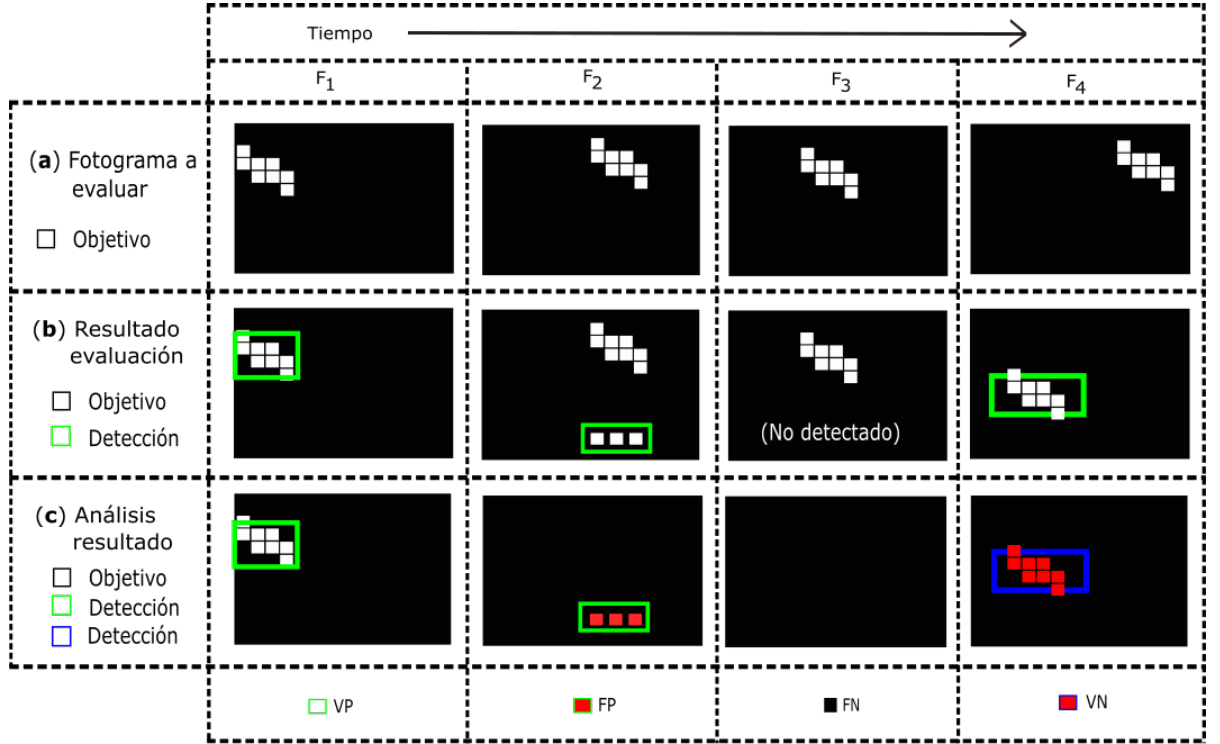


Figura 7: Métrica de las posibles salidas del algoritmo en la tarea de detección y seguimiento. VP(Verdadero Positivo), FP(Falso Positivo), FN (Falso Negativo), VN(Verdadero Negativo)

Para realizar la métrica de desempeño en la detección y seguimiento de un nadador bajo el agua, se emplea la matriz de confusión cuya interpretación puede observarse en la figura 7 para la cual se tiene una línea de tiempo de 4 fotogramas consecutivos, y las posibles salidas del algoritmo de detección y seguimiento. En la fila (a) se ilustra la entrada para 4 fotogramas, el nadador u objetivo aparece en cuadros blancos con fondo color negro, la fila (b) muestra el resultado de las posibles salidas después de aplicar el algoritmo de detección y seguimiento, siendo el recuadro verde lo que el algoritmo detecto, la fila (c) ilustra el análisis del resultado obtenido, donde VP representa el nadador detectado correctamente, FP representa la salida del algoritmo cuando detecta la sombra producida por el nadador, FN es cuando el algoritmo no detecta al nadador aunque se encuentre presente en la escena, VN muestra cuando el algoritmo toma ruido aleatorio como el nadador.

3.3 Análisis de resultados por escenario

Con el objetivo de evaluar la metodología propuesta, se diseñaron 4 tipos de experimentos diferentes llamados escenarios, los cuales son mencionados al inicio de la presente sección(Esc 1. día lluvioso, Esc 2. día soleado, Esc 3. nadador inexperto, Esc 4. nadador experimentado), a cada video de cada escenario se le aplico la métrica descrita en la figura 7, para cada video de los escenarios propuestos, resultado de la medición se recopilan 4 tablas, las cuales tienen los siguientes campos: FTS(fotogramas totales de la secuencia analizada) representa el total de imágenes que contiene la secuencia de video evaluada, VP(verdaderos positivos) es el total de verdaderos positivos que arroja la evaluación del

algoritmo para la detección y seguimiento, FP(falsos positivos) es el total de falsos positivos que arroja la evaluación del algoritmo para la detección y seguimiento, VN(verdadero negativo) es el total de verdaderos negativos que arroja la evaluación del algoritmo para la detección y seguimiento, FN(falso negativo) es el total de falsos negativos que arroja la evaluación del algoritmo para la detección y seguimiento, TD % (tasa de detección) corresponde al porcentaje de VP detectados en el total de fotogramas ($TD = 100 * (VP / FTS)$), de la misma manera la fila total corresponde a la sumatoria de cada columna, sin embargo en la columna TD % se promedia el total de la tasa de detección. Por otro lado el algoritmo se ejecutó en un computador de escritorio con arquitectura compuesta por un procesador Intel i7-4770 de 3.4 GHz, con memoria RAM de 16 GB en el software Matlab R2014a.

3.3.1 ANÁLISIS ESCENARIO 1: DÍA LLUVIOSO

La captura de video se realizo en un día lluvioso y la hora de la toma se realizó entre las 9:00 am y 11:00 am, en la toma participaron una nadadora de piel blanca con traje de baño negro enterizo y dos nadadores uno de ellos piel de tonalidad caucásica y pantaloneta negra, y el otro con piel blanca usando pantaloneta blanca y buzo azul petróleo. Durante las tomas de video la piscina se encontraba ocupada con otros nadadores generando olas en el agua, además debido al incremento de la lluvia suspendió la prueba. Los resultados al aplicar el algoritmo para la detección y seguimiento desarrollado en la sección 2.2 se aplico a las 11 secuencias de video, y son expuestos en la tabla 2.

Tabla 2: Secuencias de video correspondientes a condiciones climáticas con día lluvioso. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).

Sec	FTS	VP	FP	VN	FN	TD %
1	126	126	0	0	0	100
2	216	99	17	100	0	45.83
3	81	79	2	0	0	97,53
4	216	208	4	4	0	96,29
5	294	279	5	10	0	94,89
6	132	132	0	0	0	100
7	142	135	7	0	0	95,07
8	141	141	0	0	0	100
9	133	125	8	0	0	93,98
10	87	85	2	0	0	97,70
11	91	91	0	0	0	100
Total	1659	1500	45	114	0	92.84

En la tabla 2, se puede observar un total 1659 fotogramas analizados, de los cuales 1500 (VP) corresponden a una correcta detección y seguimiento del nadador bajo el agua, de manera global se observa que el algoritmo tiene una precisión de 92.84 %, al retirar la secuencia 2 cuyo TD % fue de 45.83 % la precisión global del algoritmo es de 97.54 % lo que incrementa un 4.7 % la tasa de detección en la detección y seguimiento del nadador. Se evidencia en los resultados de la secuencia 2, una detección de VN de 100 fotogramas siendo superior a las demas secuencias, lo anterior se debe a que esa secuencia de video pertenece al momento de suspensión de la prueba ya que se incremento el ruido debido a la fuerte lluvia, y los 17 fotogramas correspondientes a los FP se deben a sombras generadas. Los 28 FP de las secuencias 3, 4, 5, 7, 9, 10 son producidos por el reflejo de la sombra del nadador. De la misma forma se puede observar el total de FN es cero, debido a que el algoritmo siempre realizo detección en los 1659 fotogramas estudiados.

3.3.2 ANÁLISIS ESCENARIO 2: DÍA SOLEADO

El escenario en el cual se desarrollo la toma de video corresponde a un día soleado Tabla 3, entre las 9:30 am y la 11:30 am, en la piscina se encontraban aproximadamente siete personas diferentes al nadador estudiado, lo cual genero olas. Los resultados al aplicar el algoritmo para la detección y seguimiento desarrollado en la sección 2.2 se aplico a las 8 secuencias de video, y son expuestos en la tabla 3.

Tabla 3: Secuencias de video correspondientes a condiciones climáticas con día soleado. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).

Sec	FTS	VP	FP	VN	FN	TD %
1	152	148	3	1	0	97,36
2	150	135	6	9	0	90
3	162	119	6	37	0	73,45
4	204	198	6	0	0	97,05
5	206	205	0	1	0	99,51
6	118	111	0	7	0	94,06
7	153	152	1	0	0	99,34
8	87	86	0	1	0	98,85
Total	1232	1154	22	56	0	93.70

En la tabla 3 es posible observar que el total de fotogramas estudiados asciende a 1232, de los cuales 1154 corresponden a una correcta detección y seguimiento del nadador (VP), para una precisión global del 93.70 %. Los resultados de VN en la secuencia 3 y la secuencia 6 son generados por otro nadador que se lanzaba al agua y generaba olas fuertes, en la secuencia 2 los VN son producto del ruido producido por remolinos generados por el gesto de la patada realizada por el nadador.

3.3.3 ANÁLISIS ESCENARIO 3: NADADOR INEXPERTO

Para el escenario 3 la captura de video se realizó entre las 2:00 pm y 3:30 pm. Al nadador que se le realizaron las tomas estaba en proceso de aprendizaje de natación por lo cual es denominado nadador inexperto. Con este experimento, se busca estudiar el comportamiento de la metodología para captar secuencias de video bajo el agua y el algoritmo que realiza detección y seguimiento del nadador bajo el agua en deportistas de bajo rendimiento. El total de secuencias obtenidas para el escenario es de 15 con un total de 3166 fotogramas, los resultados de aplicar el algoritmo para la detección y seguimiento se observan en la tabla 4.

Tabla 4: Secuencias de video correspondientes a un nadador inexperto de traje amarillo y piel morena. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).

Sec	FTS	VP	FP	VN	FN	TD %
1	162	162	0	0	0	100
2	215	213	2	0	0	99,06
3	222	201	7	14	0	90,54
4	155	144	10	1	0	92,90
5	190	184	6	0	0	96,84
6	263	209	12	42	0	79,46
7	249	246	2	1	0	98,79
8	207	185	9	13	0	89,37
9	212	160	5	47	0	75,47
10	214	214	0	0	0	100
11	226	212	12	2	0	93,80
12	210	205	5	0	0	97,61
13	234	231	3	0	0	98,71
14	191	172	10	9	0	90,05
15	216	199	16	1	0	92,12
Total	3166	2937	99	130	0	92,98

En la tabla 4 es posible observar que se procesó un total de 3166 fotogramas de video, de los cuales 2937 corresponden a una correcta detección y seguimiento del nadador, con una precisión global de 92.98 %. para las secuencias 6, 8 y 9, los VN son producidos por efecto espejo en la parte superior del agua, para la secuencia 3 los VN corresponden al ruido producido por turbulencias que producidas por el gesto de la patada del nadador.

Al compararse el resultado de la precisión global de la tabla 4 con la tabla 2 (retirando el resultado de la secuencia 2) y 3, puede observarse que la precisión global es la menor de todas, esto como consecuencia de la inexperiencia del nadador al realizar el gesto deportivo, lo que incrementa el ruido producido por turbulencias por la incorrecta ejecución de gesto deportivo por parte del nadador.

3.3.4 ANÁLISIS ESCENARIO 4: NADADOR EXPERIMENTADO

Para el escenario 4 la captura de video se realizó entre las 2:00 pm y 3:30 pm. Al nadador que se le realizaron las tomas era un nadador con experiencia, por lo cual se denomina nadador experimentado. El total de secuencias obtenidas para el escenario es de 14 con un total de 3648 fotogramas, los resultados de aplicar el algoritmo para la detección y seguimiento se observan en la tabla 5.

Tabla 5: Secuencias de video correspondientes a un nadador experimentado de traje negro y piel blanca. VP(Verdadero Positivo), FN (Falso Negativo), FP(Falso Positivo), VN(Verdadero Negativo), TD % (Tasa detección).

Sec	FTS	VP	FP	VN	FN	TD %
1	283	272	11	0	0	96,11
2	322	318	4	0	0	98,75
3	267	262	2	3	0	98,12
4	173	161	5	7	0	93,06
5	190	190	0	0	0	100
6	344	336	7	1	0	97,67
7	222	222	0	0	0	100
8	200	198	2	0	0	99
9	318	281	4	33	0	88,36
10	286	282	2	2	0	98,60
11	229	229	0	0	0	100
12	263	263	0	0	0	100
13	287	285	1	1	0	99,30
14	264	262	2	0	0	99,24
Total	3648	3561	40	47	0	97,73

Al observar la tabla 5, el total de fotogramas procesados es de 3648, de los cuales 3561 corresponden a una correcta detección y seguimiento del nadador (VP). De la misma manera la precisión global es del 97.73 %, para la secuencia 9 los VN son producidos por olas producto del rebote del agua en los bordes de la piscina, para las secuencias 4, 10 y 13 los VN son generados por turbulencias producidas por el gesto de la patada del nadador, para las secuencia 3 los VN son producidos por el efecto espejo en la parte superior de la piscina.

Al comparar los resultados de la tabla 5 con la tabla 4 anteriores, se observa que la ejecución correcta del gesto deportivo de un nadador experimentado, permite obtener mejores resultados, debido a que se disminuye el ruido.

3.3.5 ANÁLISIS CONSOLIDADO DE LOS ESCENARIOS

El resumen de los resultados para los escenarios descritos puede observarse en la tabla 6, donde se obtiene la sumatoria de FTS, VP, FP, FN para los 9705 fotogramas procesados, de la misma forma el promedio de TD % de los escenarios estudiados.

Sin embargo se retiran los resultados de la secuencia 2 de la tabla 2 debido a que es un resultado atípico, de esta forma se estudian los resultados de los diferentes escenarios para la detección y seguimiento del nadador.

Tabla 6: Resultados de las tablas 2, 3, 4, 5, para el total de la base de datos de 48 de secuencias de video. Para la tabla 2, se retiro el resultado de la secuencia 2.

Escenario	Tabla	FTS	VP	FP	VN	FN	TD %
Día lluvioso	2	1443	1401	28	14	0	97,54
Día soleado	3	1232	1154	22	56	0	93,70
Nadador inexperto	4	3166	2937	99	130	0	92,98
Nadador experimentado	5	3648	3561	40	47	0	97,73
	Total	9489	9053	189	247	0	95.49

De la tabla 6 es posible observar que se procesaron un total de 9489 fotogramas de video, de los cuales 9053 corresponden a 95.49 % en la tasa de precisión global del algoritmo para la detección y seguimiento de un nadador (VP), de igual forma aunque existe ruido producido por turbulencias, destellos de luz, efecto espejo en la parte superior de la piscina y olas producidas por otros nadadores presentes, los VN son producidos en su mayoría por el efecto espejo en la parte superior de la piscina, el algoritmo no presenta FN en ninguna secuencia debido a que en todos los fotogramas procesados el algoritmo realizo la detección, y a pesar del cambio en las condiciones climaticas y diferentes piscinas el desempeño del algoritmo se mantiene arriba del 92 %, y la precisión global del 95.49 %.

Al comparar los escenarios climáticos en las tabla 3 y 4, se observa que en el día soleado la precisión es menor, debido al incremento del ruido por destellos de luz así como las sombras producidas por el nadador en la piscina.

En la comparación de los resultados para los escenarios de nadador inexperto y experimentando, puede observarse que la tasa de detección global es menor para el nadador inexperto, esto es debido a que el nadador inexperto ejecuta el gesto deportivo de una forma incorrecta, lo que aumenta el ruido asociado a turbulencias y olas generadas. Adicionalmente se observa que el algoritmo globalmente tiene un mayor número de VN que FP, es decir que el algoritmo es mas sensible al ruido producido por olas, turbulencias y destellos de luz que para las sombras producidas por el nadador.

Con el fin de analizar los resultados mediante la matriz de confusión descrita en la Tabla 7, se realiza prueba de sensibilidad, especificidad, valor de predicción positiva, valor de predicción negativa y finalmente precisión, con los datos globales para el proceso de detección y seguimiento y de esta forma realizar la interpretación de los resultados.

Tabla 7: Posibles casos de la matriz de confusión

Tipos de detección		Nadador	
		No Presente	Presente
Algoritmo	No detectado	VN = 347	FN = 0
	Detectado	FP = 206	VP = 9152

- **Sensibilidad:** es la probabilidad de detectar un nadador presente en la secuencia (VP), teniendo en cuenta las falsas alarmas o falsos negativos(FN). Esta probabilidad se define como:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} = \frac{9152}{9152 + 0} = 100 \%$$

- **Especificidad:** es la probabilidad de que el algoritmo no detecte al nadador, cuando no está presente en la secuencia de video(VN), teniendo en cuenta los falsos positivos(FP). Se estima

como:

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP} = \frac{347}{347 + 206} = 63 \%$$

- **Valor de Predicción Positiva:** es la probabilidad de que si la detección del nadador ha dado positiva, el nadador está realmente detectado (VP), teniendo en cuenta los falsos positivos (FP) se estima como:

$$\text{Valor de Predicción Positiva} = \frac{VP}{VP + FP} = \frac{9152}{9152 + 206} = 98 \%$$

- **Valor de Predicción Negativa:** es la probabilidad de que si el nadador no esta presente, no sea detectado (VN), donde se tiene en cuenta los falsos negativos o falsas alarmas (FN). Se estima como:

$$\text{Valor de Predicción Negativa} = \frac{VN}{VN + FN} = \frac{347}{347 + 0} = 100 \%$$

- **Precisión:** es el porcentaje total de aciertos del algoritmo, donde se tienen en cuenta la totalidad de los cuadros de video procesados con los resultados del conteo de los VP, VN, FP y VP.

$$\text{Precisión} = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} = \frac{9152 + 347}{0 + 347 + 206 + 9152} = 98 \%$$

Al tener en cuenta las posibles salidas del algoritmo mediante la métrica de matriz de confusión, es posible observar que la sensibilidad del algoritmo es del 100 %, es decir que el algoritmo siempre realiza detección al nadador presente en la secuencia de video.

Al observar la especificidad, se obtiene un desempeño del 63 % en determinar o reconocer ruido asociado a destellos de luz, turbulencias y olas (VN), cuando en la escena existen sombras o efecto espejo producidos por el nadador (FP).

Por otro lado el valor de predicción positiva, que indica la eficacia del algoritmo en la detección y seguimiento de nadadores del 98 %, cuando en la escena esta presente el nadador (VP) y las sombras o efecto espejo producidas por el nadador (FN).

De la misma manera el valor de predicción negativa muestra un rendimiento del 100 %, esto significa que el algoritmo no deja cuadro sin realizar detección (FN) y siempre realiza detección de ruido (VN).

Por ultimo la precisión del 98 % muestra el rendimiento del algoritmo para detectar y seguir al nadador teniendo en cuenta la existencia del nadador y el ruido que se produce por la luz, las olas, turbulencia y efecto espejo presentes en la escena.

La reproducibilidad para realizar la captación de secuencias de video mostró que no debe ser empleada la luz del sol directa en la superficie del agua, para reducir la cantidad de destellos de luz y sombras producidas por la luz del sol cuando atraviesa el agua, esto puede ser observado en los falsos positivos que en su mayoría son producto del reflejo de la luz cuando refracta en las paredes de la piscina con gran intensidad.

Mediante el empleo de la descomposición de matrices de bajo rango, se incrementa el rendimiento en el procesamiento de cada fotograma de video ya que se tiene un menor número de datos a procesar cuando se emplea la metodología de difusión y el filtro de kalman. Al realizar la captación de video se observó que la tasa de detección mejora cuando el nadador ejecuta correctamente la técnica, debido a que la correcta ejecución disminuye la cantidad de burbujas, turbulencia y olas en la piscina (menor ruido), lo cual mejora la estabilidad del montaje e incrementa el rendimiento del algoritmo en la detección y seguimiento del nadador.

Las pruebas realizadas muestran que la precisión en la detección y seguimiento del nadador fue en promedio del 95.49 %. Sin embargo, se observaron limitaciones en el algoritmo asociadas a elementos como la sombra del nadador que se proyecta en el fondo de la piscina o en las olas, así como los destellos de gran intensidad o reflejo de elementos externos de la piscina que aparecen en la escena.

4. Conclusiones, Contribuciones y Trabajos Futuros

4.1 Conclusiones

- En este trabajo, se presentó una metodología para detectar y seguir un nadador bajo el agua, que comprende un montaje para la captura de secuencias de video bajo el agua con un protocolo para tener en cuenta al emplear el montaje, y un algoritmo que toma la secuencia captada para para realizar detección y seguimiento de un nadador.
- El uso de las componentes **S** y **V** del modelo de color HSV en el preprocesamiento de los fotogramas de video bajo el agua, permite destacar los elementos que absorben la mayor luminosidad, lo que reduce la complejidad al realizar cálculos matemáticos para identificar los objetos de interés de una escena acuática.
- La conformación de una base de datos de videos de nadadores, desarrollada en escenarios diferentes permitiendo comprobar la eficacia del montaje propuesto y el rendimiento del algoritmo que realiza la tarea de detección y seguimiento de un nadador.
- Los resultados muestran que es posible detectar y seguir al nadador con una tasa de detección en promedio del 95.49 %, lo cual comprueba que la metodología propuesta representa una herramienta que sirve de apoyo a los entrenadores en la realización de análisis del gesto deportivo a partir de la detección y seguimiento del nadador.
- El diseño del montaje y el protocolo para realizar adquisición de video permite la reproducibilidad en diferentes escenarios, con esto los entrenadores pueden realizar captación de secuencias de video en diferentes piscinas con condiciones climáticas y a diferentes nadadores.

4.1.1 CONTRIBUCIONES

- Este trabajo ha sido financiado por Colciencias - Coldeportes a través del proyecto titulado “Prototipo de un centro para el análisis de las variables biométricas de deportistas de alto rendimiento con limitaciones físicas sensoriales o cognitivas”, con contrato número CT.371-2014 - 1102-626-38785.
- Ponencia oral realizada en el II Congreso Colombiano de Investigación en Ciencias del Deporte, mediante la divulgación de los resultados obtenidos del proyecto “Prototipo de un centro para el análisis de las variables biométricas de deportistas de alto rendimiento con limitaciones físicas sensoriales o cognitivas”, a través de dentro del marco del CONGRESO ODEBO - VII Congreso Internacional de Ciencias del Deporte, en Santa Marta, Colombia, Noviembre de 2017.
- Presentación de avances y resultados en una conferencia científica mediante la ponencia oral realizada en el 2016 IEEE Colombian Conference on Communications and Computing (COLCOM) : conference proceedings, en Cartagena, Colombia, titulada “Algorithm for underwater swimmer tracking using the HSV color model and compressive sensing”, abril de 2016.
- Participación en la propuesta de joven investigador en formulación de proyectos de CTeI, con la propuesta de investigación titulada “Procesamiento digital de imágenes para el análisis de las variables biométricas de deportistas de alto rendimiento con limitaciones físicas, sensoriales o cognitivas.” fue presentada en la convocatoria 693 de 2015- jóvenes investigadores e innovadores, la cual fue aprobada por Colciencias.
- Un artículo sometido para la revista indexada u homologada B, titulado “Detección y seguimiento de nadadores en ambientes hidrodinámicos mediante absorbancia de la luz usando el modelo de color HSV y la descomposición de matrices de bajo rango”, el artículo se encuentra actualmente sometido a aprobación en la revista SCIENTIA ET TECHNICA de la Universidad Tecnológica de Pereira - UTP.

4.1.2 TRABAJOS FUTUROS

- Dados los excelentes resultados de la metodología para la captación de secuencias de video bajo el agua y del algoritmo para la detección y seguimiento de un nadador, se presenta una ventana a investigaciones futuras para el desarrollo de algoritmos que realicen el análisis automatizado del gesto deportivo de nadadores bajo el agua.

Referencias Bibliográficas

- [1] Gustavo Suarez. *Biomecánica Deportiva y Control del Entrenamiento*. 2009.
- [2] Julien Pansiot, Benny Lo, and Guang Zhong Yang. Swimming stroke kinematic analysis with BSN. *2010 International Conference on Body Sensor Networks, BSN 2010*, pages 153–158, 2010.
- [3] B. H. Khoo, Barry K J Lee, S. M N Arosha Senanayake, and Barry D. Wilson. System for determining within-stroke variations of speed in swimming (SWiSS). *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM*, pages 1927–1932, 2009.
- [4] S. Daukantas, V. Marozas, a. Lukosevicius, D. Jegelevicius, and D. Kybartas. Video and inertial sensors based estimation of kinematical parameters in swimming sport. *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS'2011*, 1(September):408–411, 2011.
- [5] Robin P. Dubois, David V. Thiel, and Daniel a. James. Using image processing for biomechanics measures in swimming. *Procedia Engineering*, 34:807–812, 2012.
- [6] Jayashree Karlekar and Anthony Fang. Underwater swimmer segmentation. *2010 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME 2010*, pages 619–624, 2010.
- [7] L. Wang, W. Hu, and T. Tan. Recent developments in human motion analysis. *Pattern recognition*, 36(3):585–601, 2003.
- [8] Marc Elipot, Gilles Dietrich, Philippe Hellard, and Nicolas Houel. High-level swimmers’ kinetic efficiency during the underwater phase of a grab start. *Journal of Applied Biomechanics*, 26(4):501–507, 2010.
- [9] M. Elipot, P. Hellard, R. Taiar, E. Boissière, J. L. Rey, S. Lecat, and N. Houel. Analysis of swimmers’ velocity during the underwater gliding motion following grab start. *Journal of Biomechanics*, 42(9):1367–1370, 2009.
- [10] John Y. Chiang and Ying Ching Chen. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(4):1756–1769, 2012.
- [11] Fabrício a. Magalhaes, Zimi Sawacha, Rocco Di Michele, Matteo Cortesi, Giorgio Gatta, and Silvia Fantozzi. Effectiveness of an automatic tracking software in underwater motion analysis. *Journal of Sports Science and Medicine*, 12(4):660–667, 2013.
- [12] Andrew E Waters, Aswin C Sankaranarayanan, and Richard G Baraniuk. SpaRCS: Recovering low-rank and sparse matrices from compressive measurements. *Advances in Neural Information Processing Systems*, (2):1–9, 2011.
- [13] Claudia Victoria Correa Pugliese, Diana Fernanda Galvis Carreño, and Henry Arguello Fuentes. Sparse representations of dynamic scenes for compressive spectral video sensing. *Dyna*, 83(195):42–51, 2016.
- [14] Shan Jiang, Pengfei Zhang, Tong Han, Weihua Liu, and Meixia Liu. Tri-linear interpolation-based cerebral white matter fiber imaging. *Neural Regeneration Research*, 8(23):2155–2164, 2013.
- [15] Mariana Lazar, David M. Weinstein, Jay S. Tsuruda, Khader M. Hasan, Konstantinos Arfanakis, M. Elizabeth Meyerand, Benham Badie, Howard A. Rowley, Victor Houghton, Aaron Field, and Andrew L. Alexander. White matter tractography using diffusion tensor deflection. *Human Brain Mapping*, 18(4):306–321, 2003.
- [16] Matthew A Davis, Julie P W Bynum, and Sirovich. A Tractography Analysis of Two Deep Brain Stimulation White Matter Targets for Depression. 175(5):777–783, 2015.

- [17] Tao Zhao and Ram Nevatia. Tracking multiple humans in complex situations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(9):1208–1221, 2004.
- [18] Fei Lei and Xiaoxia Zhao. Adaptive background estimation of underwater using Kalman-filtering. *Proceedings - 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, CISP 2010*, 1:64–67, 2010.
- [19] Sl Belloch. El Análisis Biomecánico En Natación. *Facultad de La Actividad Física Y El Deporte. Universitat de Valencia*, page 31, 2002.
- [20] Swimmer Detection, D Zecha, T Greif, and R Lienhart. t Augsburg Universit a Swimmer Detection and Pose Determination r Informatik Institut f u. 2011.
- [21] Dan Zecha. Key-Pose Prediction in Cyclic Human Motion. 1.
- [22] Gili Telem and Sagi Filin. Photogrammetric modeling of the relative orientation in underwater environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 86(5):150–156, 2013.
- [23] Haojie Li, Shouxun Lin, Yongdong Zhang, and Kun Tao. Automatic video-based analysis of athlete action. *Proceedings - 14th International conference on Image Analysis and Processing, ICIAAP 2007*, (Iciap):205–210, 2007.
- [24] Xinwei Zhao, Tao Jin, and Song Qu. Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement. *Ocean Engineering*, 94:163–172, 2015.
- [25] Alvy Ray Smith. Color gamut transform pairs. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 12(3):12–19, 1978.
- [26] Wotao Yin, Stanley Osher, Donald Goldfarb, and Jerome Darbon. Bregman iterative algorithms for L1-minimization with applications to compressed sensing. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 1(1):143–168, 2008.
- [27] M. Fazel, E. Candès, B. Recht, and P. Parrilo. Compressed sensing and robust recovery of low rank matrices. *Conference Record - Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, (1):1043–1047, 2008.
- [28] Benjamin Recht, Maryam Fazel, and Pablo a. Parrilo. Guaranteed Minimum-Rank Solutions of Linear Matrix Equations via Nuclear Norm Minimization. *arXiv preprint arXiv:0706.4138*, pages 471–501, 2007.
- [29] Benjamin Recht. A Simpler Approach to Matrix Completion. *Journal of Machine Learning Research*, 12:1–13, 2009.
- [30] Su-Yun Huang, Yi-Ren Yeh, and Shinto Eguchi. Robust principal component analysis? *Neural computation*, 21(11):3179–3213, 2009.
- [31] Jin Gao, Junliang Xing, Weiming Hu, and Steve Maybank. Discriminant tracking using tensor representation with semi-supervised improvement. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1569–1576, 2013.
- [32] Bin Chen and Edward W. Hsu. Noise removal in magnetic resonance diffusion tensor imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 54(2):393–401, 2005.

Bibliografía

- BELLOCH, S. El Análisis Biomecánico En Natación. Valencia, España: Universidad de Valencia, 2002.
- CHEN, B., y E. W. Hsu. Noise removal in magnetic resonance difusion tensor imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2005: 393-401.
- CHIANG, J. Y., y Y. C. Chen. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012: 1756-1769.
- CORREA, C. V., D. F. Galvis, y H. Arguello. Sparse representations of dynamic scenes for compressive spectral video sensing. *Dyna*, 2016: 42-51.
- DAUKANTAS, S., V. Marozas, A. Lukosevicius, D. Jegelevicius, y D. Kybartas. Video and inertial sensors based estimation of kinematical parameters in swimming sport. *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS*, 2011: 408-411.
- DAVIS, M. A., J. P. W. Bynum, y B. E. Sirovich. A Tractography Analysis of Two Deep Brain Stimulation White Matter Targets for Depression. *HHS Public Access*, 2015: 777-783.
- DUBOIS, R. P., D. V. Thiel, y D. James. Using image processing for biomechanics measures in swimming. *Procedia Engineering*, 2012: 807-812.
- ELIPOT, M., G. Dietrich, P. Hellard, y N. Houel. High-level swimmers kinetic efficiency during the underwater phase of a grab start. *Journal of Applied Biomechanics*, 2010: 501-507.
- ELIPOT, M., y otros. Analysis of swimmers velocity during the underwater gliding motion following grab start. *Journal of Biomechanics*, 2009: 1367-1370.
- FAZEL, M., E. Candes, B. Recht, y P. Parrilo. Compressed sensing and robust recovery of low rank matrices. *Conference Record - Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2008: 1043-1047.
- GAO, J., J. Xing, W. Hu, y S. Maybank. Discriminant tracking using tensor representation with semi-supervised improvement. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013: 1569-1576.
- HUANG, S., Y. Yeh, y S. Eguchi. Robust principal component analysis? *Neural computation*, 2009: 3179-3213.
- JIANG, S., P. Zhang, T. Han, W. Liu, y M. Liu. Tri-linear interpolation-based cerebral white matter fiber imaging. *Neural Regeneration Research*, 2013: 2155-2164.
- KARLEKAR, J., y A. Fang. Underwater swimmer segmentation. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME*, 2010: 619-624.
- KHOO, B. H., B. K Lee, S. Arosha, y B. Wilson. System for determining within-stroke variations of speed in swimming (SWiSS). *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM*, 2009: 1927-1932.
- LAZAR, M., y otros. White matter tractography using difusion tensor detection. *Human Brain Mapping*, 2003: 306-321.
- LEI, F., y X. Zhao. Adaptive background estimation of underwater using Kalman-ltering. *Proceedings - 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, CISP*, 2010: 64-67.
- LI, H., S. Lin, Y. Zhang, y K. Tao. Automatic videobased analysis of athlete action. *Proceedings - 14th International conference on Image Analysis and Processing, ICIAP*, 2007: 205-210.

- MAGALHAES, F., Z. Sawacha, R. Di Michele, M. Cortesi, G. Gatta, y S. Fantozzi. Effectiveness of an automatic tracking software in underwater motion analysis. *Journal of Sports Science and Medicine*, 2013: 660-667.
- PANSIOT, J., B. Lo, y G. Zhong Yang. Swimming stroke kinematic analysis with BSN. *International Conference on Body Sensor Networks, BSN*, 2010: 153-158.
- RECHT, B. A Simpler Approach to Matrix Completion. *Journal of Machine Learning Research*, 2009: 1-13.
- RECHT, B., M. Fazel, y P. Parrilo. Guaranteed Minimum-Rank Solutions of Linear Matrix Equations via Nuclear Norm Minimization. *arXiv preprint arXiv:0706.4138*, 2007: 471-501.
- SMITH, A. Color gamut transform pairs. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1978: 12-19.
- SUAREZ, G. *Biomecánica Deportiva y Control del Entrenamiento*. Medellín: Funámbulos Editores, 2009.
- TELEM, G., y S. Filin. Photogrammetric modeling of the relative orientation in underwater environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013: 150-156.
- WANG, L., W. Hu, y T. Tan. Recent developments in human motion analysis. *Pattern recognition*, 2003: 585-601.
- WATERS, A. E., A. C Sankaranarayanan, y R. G Baraniuk. SpaRCS: Recovering low-rank and sparse matrices from compressive measurements. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011: 1-9.
- YIN, W., S. Osher, D. Goldfarb, y J. Darbon. Bregman iterative algorithms for L1-minimization with applications to compressed sensing. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008: 143-168.
- ZECHA, D. *Key-Pose Prediction in Cyclic Human Motion*. Augsburg: University of Augsburg, 2010.
- ZECHA, D., T. Greif, y R. Lienhart. *A Swimmer Detection and Pose Determination*. Augsburg: Augsburg Universit Informatik Institut, 2011.
- ZHAO, T., y R. Nevatia. Tracking multiple humans in complex situations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004: 1208-1221.
- ZHAO, X., T. Jin, y S. Qu. Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement. *Ocean Engineering*, 2015: 163-172.