

# Algoritmo para el Re-Enganche de un Objeto en Seguimiento

**Melitsa J. Torres Torres**

Universidad Del Norte, Barranquilla, Colombia, melitzat@uninorte.edu.co

**Mauricio A. Barrera Acuña**

Universidad Del Norte, Barranquilla, Colombia, mauriciob@uninorte.edu.co

**Mario Esmeral Palacio**

Universidad Del Norte, Barranquilla, Colombia, mesmeral@uninorte.edu.co

## RESUMEN

Este desarrollo surge como una mejora al proyecto titulado "Algoritmo para el Seguimiento Semi-Automático de Objetos usando Visión Artificial" [1] el cual cuenta con el inconveniente de presentar pérdidas de seguimiento para velocidades del objeto superiores a los 2.1 m/s. El desarrollo del algoritmo contempla la caracterización del objeto, la cual se ha realizado mediante descriptores de región y de contorno, luego de un proceso de segmentación en el espacio de color RGB usando como criterio de distancia mínima la distancia de Mahalanobis. El descriptor de región utilizado son los Momentos Invariantes Normalizados, y el descriptor de contorno implementado es la Compacidad. Luego, de acuerdo con las propiedades del video se analiza si el objeto es efectivamente seguido o no, y en dado caso se procede a la reubicación mediante el mismo tipo de segmentación y realizando un análisis lógico y matemático en comparación con los parámetros obtenidos en la caracterización. Los resultados obtenidos muestran un buen desempeño de la mejora desarrollada con respecto al algoritmo original de acuerdo con los parámetros de desempeño escogidos: porcentaje de enganche y tiempo por cuadro.

**Palabras claves:** Procesamiento Imágenes, Seguimiento Objetos, Re-Enganche.

## ABSTRACT

This development is occurs as an improvement of the project entitled "Semi –automatic object tracking algorithm based on Artificial Vision" [1], which presents the problem that loses tracking when object reaches speeds higher than 2.1m/s. This new algorithm studies the characterization of the object, which is made by region and contour descriptors, then a segmentation process in RGB color space using as a minimum distance criterion the Mahalanobis distance. The region descriptor used is Normalized Invariant Moments, and the contour descriptor implemented is Compactness. Then, by the video properties it's analyzed if the object is effectively tracked or not, in which case it's made relocation by the same type of segmentation and making a mathematical and logical analysis compared with the parameters obtained in the characterization. The results obtained show a good performance based on the improvement made on the previous algorithm obtained with the chosen performance parameters: lock percentage and time per frame.

**Keywords:** Image Processing, tracking, relock.

## 1. INTRODUCCIÓN

A nivel mundial, las técnicas de seguimiento de objetos en video han sido de amplio interés debido a que en las últimas décadas el costo de cámaras y procesadores ha disminuido junto con un incremento en su desempeño y accesibilidad. Esto se ve reflejado en el crecimiento en la investigación y desarrollo de la visión por computadora

[2]. En cuanto a soluciones para el seguimiento de objetos se han propuesto diversos enfoques que basan su funcionamiento en técnicas de procesamiento digital de imágenes y las diversas teorías que han posibilitado el surgimiento de la actividad en el campo de los Sistemas Inteligentes, como lo son las redes neuronales, la lógica difusa y los algoritmos genéticos.

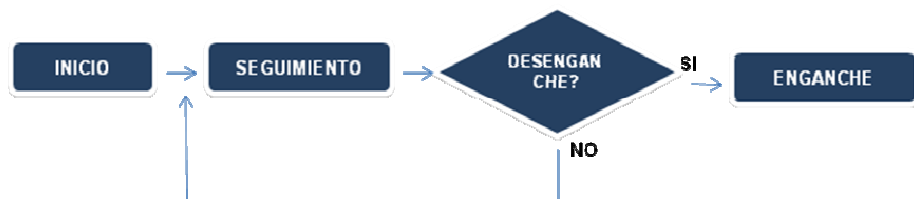
En la Universidad del Norte se ha desarrollado una solución orientada a resolver el problema del seguimiento de objetos. Esta solución surge del proyecto titulado “Algoritmo para el Seguimiento Semi-Automático de Objetos usando Visión Artificial” [3][4], en el cual se presenta un enfoque basado en la técnica del flujo óptico. No obstante, la solución desarrollada cuenta con el inconveniente de presentar pérdidas de seguimiento, las cuales no son tratadas por el algoritmo diseñado. En el proceso de análisis se estableció que las pérdidas ocurrían para velocidades del objeto superiores a los 2.1 m/s.

El presente algoritmo surge como una mejora en la que se ha diseñado un sistema de identificación y recuperación del objeto en seguimiento que permite al algoritmo de seguimiento mantener su funcionamiento activo. Se presenta el desarrollo del denominado “Sistema de Re-enganche” de objetos de seguimiento y las pruebas que confirman su validez.

## 2. DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN

Del proyecto sobre el que parte la solución aquí presentada<sup>1</sup> sólo se retomó el código correspondiente a la técnica del flujo óptico. “Esta técnica consiste en un campo de velocidades asociados a los cambios de brillo (intensidad) en los píxeles de la imagen. El objetivo consiste en encontrar, para cada píxel en la imagen, un vector que almacene información acerca de la velocidad y dirección del mismo” [2] [5].

En el diseño de un algoritmo de re-enganche<sup>2</sup> de un objeto es primordial dirigir los esfuerzos en definir una técnica que permita identificar y reconocer objetos en una imagen digital. Un enfoque fundamental consiste en seguir una lógica secuencial como la que se presenta en la Figura 1.



**Figura 1: Diagrama de Flujo Generalizado**

A partir del enfoque general que se presenta en la Figura 1 se ha desarrollado un sistema de re-enganche. El esquema general de dicho sistema se presenta en la Figura 2. El sistema de reenganche presentado se constituye por tres secciones funcionales. Dichas secciones se evidencian en el diagrama de flujo general (ver Figura 2), se cuenta con un bloque del algoritmo que maneja las oclusiones del objeto, otro más que detecta la pérdida del seguimiento del objeto y un último bloque que detecta la ubicación del objeto en el video.

Inicialmente se implementan las técnicas de Procesamiento Digital de Imágenes para la selección del objeto de interés, recopilación de la información de color, caracterización del objeto e inicialización de las variables que controlan tanto el algoritmo de flujo óptico como el funcionamiento de cada uno de los bloques constitutivos principales (Ver Figura 2).

Se ha optado por una técnica de segmentación en el espacio de color RGB usando como criterio de distancia mínima, la distancia de Mahalanobis. Esta técnica proporciona una herramienta con bajo costo computacional al

<sup>1</sup> A partir de aquí algoritmo sin re-enganche.

<sup>2</sup> A partir de aquí algoritmo con re-enganche

compararse con otras técnicas como, por ejemplo, la segmentación por crecimiento de semillas. Asimismo la segmentación en color posibilita mayor información acerca de las características del objeto al considerar la información de color en la discriminación de las áreas de interés, descartando objetos de forma similar y color diferente. Posterior a la segmentación se cuenta con una sección de pos-procesamiento encargada adecuar la imagen segmentada, es decir, reducir ruido y rellenar las áreas de interés. La sección de pos-procesamiento se implementa a través de un filtro espacial de tipo gaussiano, encargado de suavizar la imagen, y la estimación del umbral óptimo de Otsu con el fin de recuperar la imagen segmentada a partir de la imagen filtrada.

Por otro lado, la caracterización del objeto se ha realizado mediante descriptores de región y de contorno. El descriptor de región utilizado son los Momentos Invariantes Normalizados, y el descriptor de contorno implementado es la Compacidad. La compacidad se constituye en un descriptor simple y los momentos invariantes proporcionan un descriptor robusto ante traslación, rotación, escala.

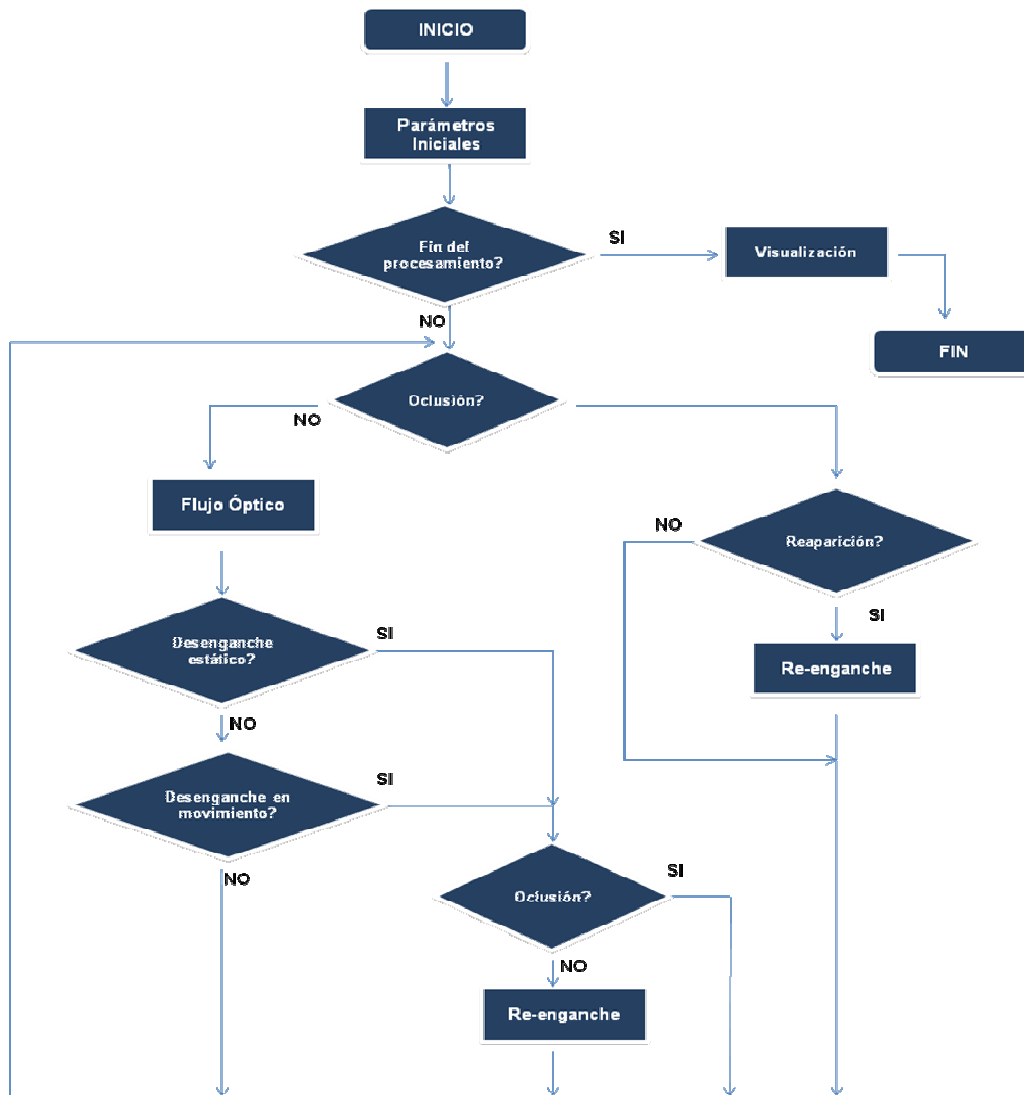


Figura 2: Diagrama de Flujo. Algoritmo de Seguimiento con Reenganche.

Se consideró como alternativa el uso de los descriptores de Fourier, no obstante se descartó ante la necesidad de calcular el contorno de las regiones de análisis y de necesitarse mayor cantidad de procesamiento debido a la transformación del contorno al plano imaginario y el uso de la transformada de Fourier bidimensional.

Como alternativa para el descriptor de región se tomaron en cuenta los descriptores de textura estadísticos y aquellos obtenidos a través de la matriz de co-ocurrencia, no obstante, se descartaron debido a que su uso adecuado requiere videos de gran calidad, que mantengan la información de textura del objeto como válida para todos los cuadros de análisis, hecho que no se garantiza en los videos adquiridos mediante cámaras comerciales.

La información de color y descripción del objeto, así como una plantilla de la imagen del objeto en el primer cuadro del video son almacenados y conforman la base de información que permitirá la búsqueda del objeto en caso de que se presente una pérdida de seguimiento.

El bloque de detección de desenganche es el conformado por el sistema de detección de Desenganche Estático y Desenganche en Movimiento. Es el bloque del algoritmo que se encarga de determinar la eventual pérdida del seguimiento efectivo del objeto de interés. Se encontró mediante observaciones en el comportamiento del algoritmo al momento de ocasionarse un desenganche, que la estimación del centroide del objeto puede presentar variaciones casi nulas, es decir, con un desplazamiento entre centroides inferior a 3 píxeles (Desenganche estático). De igual manera aún para el recuadro en desplazamiento se observa pérdida del objeto por lo que se validará el desenganche en movimiento a una razón dada por el entero más cercano a la sexta parte de la cantidad de cuadros por segundo del video. Es decir, para videos con mayor cantidad de cuadros por segundo, se aliviará el costo computacional innecesario al evaluar con menor frecuencia la existencia de un desenganche.

El bloque de re-enganche está representado en el diagrama de flujo general como “Re-enganche”, es el bloque del algoritmo que se encarga de definir en qué coordenadas se encuentra el centroide del objeto de interés en el cuadro del video posterior a la detección de la pérdida de seguimiento del objeto. Este bloque contiene un algoritmo de selección cuyo objetivo principal reside en identificar la región segmentada que corresponde al objeto de interés. La selección de la región adecuada se efectúa mediante la evaluación de los parámetros descriptores de región y contornos determinados: Momentos Invariantes Normalizados y Compacidad. Se tiene en cuenta además la distancia euclidiana medida entre las coordenadas del centroide del objeto en seguimiento en el último cuadro en el que se conocía su posición y las coordenadas del centroide de las regiones candidatas a contener el objeto en seguimiento. Con base en estos parámetros se calcula la probabilidad de que cada una de las regiones contenga al objeto en seguimiento. La función de probabilidad se calcula con base en la distancia euclidiana (diferencia) entre los momentos invariantes y compacidad de cada región y del objeto en seguimiento, información que se adquirió en el bloque Parámetros Iniciales (Ver Figura 2); asimismo se emplea el parámetro de distancia como se ha expuesto. Para el cálculo de la función de probabilidad se estima el porcentaje de probabilidad, entre 0% y 100%, de que cada región contenga el objeto en seguimiento según el criterio de cada parámetro, es decir, se contará con tres valores de probabilidad para cada región. Por último se pondera cada porcentaje con el fin de obtener la probabilidad total de que cada región pertenezca al objeto.

La función de probabilidad total presenta un primer enfoque orientado a reubicar el objeto en seguimiento después del desenganche. No obstante, después de un conjunto de pruebas de validación se determinó que la función de probabilidad total por sí sola no es capaz de distinguir la región correcta en todas las ocasiones. Es por ello que se agregó un bloque decisor lógico que opera con base en los vectores de probabilidad calculados, la confiabilidad de cada uno de los parámetros y en el siguiente conjunto de reglas:

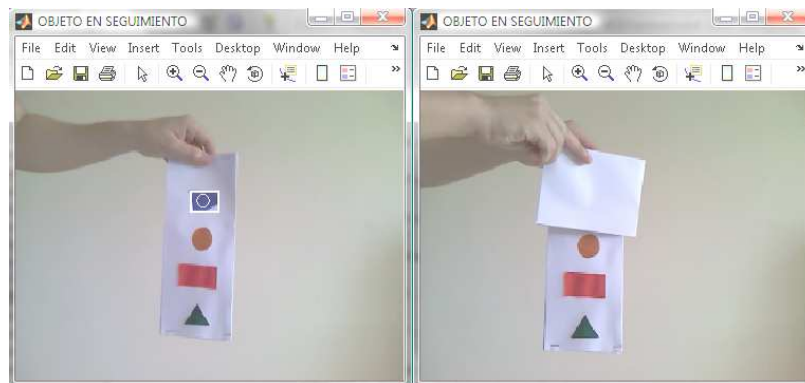
- a) *SI* la mejor región que arroja cada uno de los vectores de probabilidad  $P_{DIST}$ ,  $P_{MOMENTOS}$ ,  $P_{COMPACIDAD}$  es diferente *ENTONCES* la región detectada será la que indique el vector del parámetro de distancia.
- b) *SI* la mejor región que arroja el vector del parámetro de distancia es la misma que la que arroja el parámetro de momentos invariantes *O* la misma que arroja el parámetro de compacidad *ENTONCES* la región detectada será la que indique el parámetro de distancia
- c) *SI* la mejor región que arroja el vector del parámetro de momentos invariantes es la misma que arroja el parámetro de compacidad *Y* la probabilidad de la mejor región del parámetro de distancia no supera el 85% *ENTONCES* la región detectada será la que indique el parámetro de momentos invariantes.
- d) *SI* la probabilidad de la mejor región que arroja el vector del parámetro de distancia es mayor a 85% *ENTONCES* la región detectada será la que indique el parámetro de distancia.

La función de probabilidad total y el decisor lógico arrojan dos posibilidades para la mejor región, es decir, aquella que contiene el objeto en seguimiento. Un último bloque de decisión determina cuál es la región correcta mediante el siguiente conjunto de reglas:

- SI* las regiones detectadas por la función de probabilidad total y el decisor lógico coinciden *ENTONCES* dicha región será la que contiene el objeto en seguimiento.
- SI* la desviación estándar de los porcentajes del vector de probabilidad total es inferior a 11% *ENTONCES* la región que contiene el objeto en seguimiento será la región que arroja el bloque decisor lógico.
- SI* no se cumple ninguna de las reglas anteriores *ENTONCES* la región que contiene el objeto en seguimiento será la región que arroja el vector de probabilidad total.

Es importante resaltar que el bloque lógico que permite tomar decisiones acerca del comportamiento del sistema de re-enganche posee la forma de un motor de inferencia tipo Mamdani. En Lógica Difusa, los sistemas basados en reglas difusas tipo Mamdani representan el conocimiento de acuerdo a reglas tipo SI – ENTONCES, asignando a una variable difusa de salida un valor lingüístico determinado en caso de cumplirse la condición. El sistema desarrollado en esta sección puede extenderse a un sistema de lógica difusa al definir las variables lingüísticas y las funciones de pertenencia que permitan modificar el conjunto de reglas y convertirlas en parte de la base de conocimiento del sistema de control difuso que maneje el re-enganche.

El bloque de oclusión está representado en el diagrama de flujo general presentado en la Figura 2 como los bloques de toma de decisión Oclusión y Reparación, es el bloque del algoritmo que valida las oclusiones totales del objeto en seguimiento a lo largo del video. Mientras el algoritmo se encuentre en estado de ‘Oclusión’ se elimina el recuadro de seguimiento del video de salida (Ver Figura 3).



**Figura 3: Desactivación del recuadro de seguimiento ante la oclusión total del objeto en seguimiento.**

### 3. PRUEBAS Y RESULTADOS

En la presente sección se analizará el comportamiento de cada algoritmo, con re-enganche y sin re-enganche, con base en la respuesta de dos variables dependientes de acuerdo a variaciones en tres parámetros independientes, así como también la influencia en el tiempo de cómputo que tiene el código del flujo óptico presente en el algoritmo con re-enganche. Por último se analiza el comportamiento del algoritmo para objetos de diferente forma y color.

Las variables dependientes que se analizan en esta sección son las siguientes:

- **Porcentaje de Enganche:** Se define como la cantidad de cuadros en los que el objeto se encuentra en seguimiento dividido entre la cantidad total de cuadros del video, multiplicada por cien.
- **Tiempo por cuadro:** Se define como la cantidad de tiempo en segundos que tarda el algoritmo en procesar un cuadro del video. Se calcula al dividir el tiempo total en segundos que tarda el algoritmo en procesar el video entre el total del número de cuadros del video.

Por otro lado las variables dependientes se definen como sigue:

- **Cuadros por Segundo:** Se define como la medida de la frecuencia (razón) a la cual un dispositivo de video adquiere imágenes únicas y consecutivas, denominadas cuadros, cada segundo.
- **Iteraciones:** Se define como la cantidad de veces en que el código correspondiente al flujo óptico realiza los cálculos respectivos para estimar la posición del objeto de interés en cada cuadro del video.
- **Velocidad:** Medida en metros por segundo, se define como el desplazamiento del objeto por unidad de tiempo. En cuanto a esta variable se tiene en cuenta que los videos considerados para la sección 5, Pruebas y Análisis de Resultados, fueron capturados a una distancia de 1.5 metros del objetivo.

Las pruebas experimentales se relacionan en tres grupos organizados de manera que dos variables independientes afecten el resultado (variables dependientes) mientras que una permanece constante. Los grupos se organizan como se muestra en la Tabla 1 a continuación:

**Tabla 1: Relación de arreglo de pruebas experimentales**

<b>Grupo\Variable Independiente</b>	<b>Cuadros por Segundo [fps]</b>	<b>Iteraciones [N.A.]</b>	<b>Velocidad [m/s]</b>
<b>Grupo 1</b>	Variable	4	Variable
<b>Grupo 2</b>	30	Variable	Variable
<b>Grupo 3</b>	Variable	Variable	0.9

En la realización de los experimentos, las variaciones de las variables independientes y su respectiva convención (Niveles) se presentan a continuación en la Tabla 2:

**Tabla 2: Recopilación de convenciones para las variables independientes**

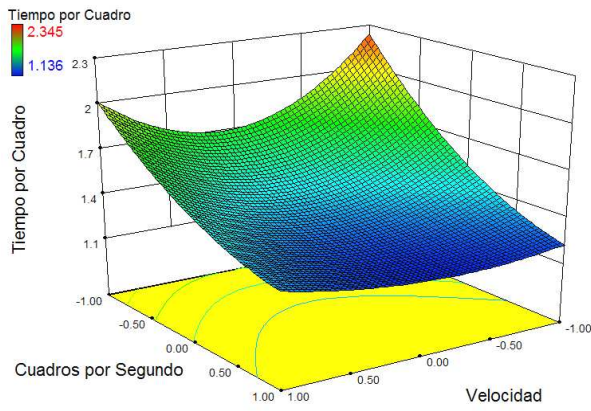
<b>Nivel\Variable Independiente</b>	<b>Cuadros por Segundo [fps]</b>	<b>Iteraciones [N.A.]</b>	<b>Velocidad [m/s]</b>
<b>-1 (Bajo)</b>	10	1	1.41
<b>0 (Medio)</b>	20	4	2.4
<b>1 (Alto)</b>	30	7	3.31

Esta convención surge debido a que los experimentos para cada grupo son de tipo factorial, teniendo en cuenta dos factores con tres niveles cada uno y una variable dependiente. Para esto se emplea el software “Design Expert”, empleando un modelo cuadrático debido a que las interacciones entre los factores cuadráticos son significativas. Al momento de adquirir las gráficas de los modelos resultantes (Superficie de Respuesta) los ejes de los factores aplicados se muestran según los niveles escogidos, por lo que se hace necesaria la convención presentada.

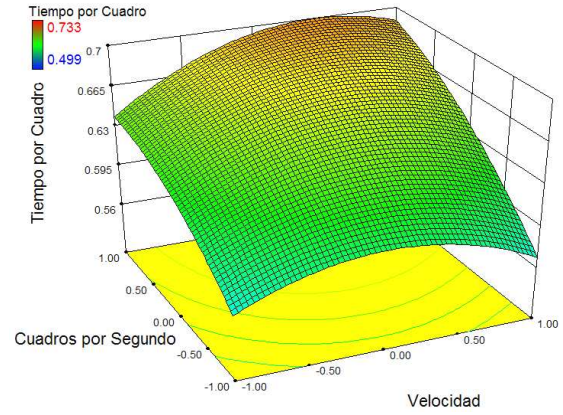
Las pruebas analizadas a continuación se realizaron en su totalidad con videos de dimensiones de 320x240 pixeles y con un equipo de cómputo con las siguientes características:

- Procesador: AMD Turion 64 X2 TL-62, 2.10 GHz
- Memoria RAM: 4.00 GB
- Sistema Operativo: Windows Vista Home Premium de 64-bits.

Los resultados se presentan a continuación de la Figura 4 a 9.

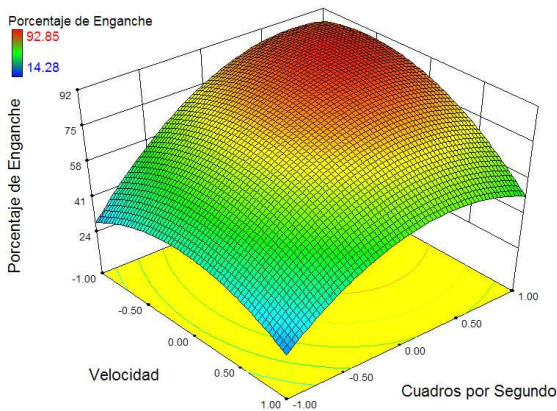


a)

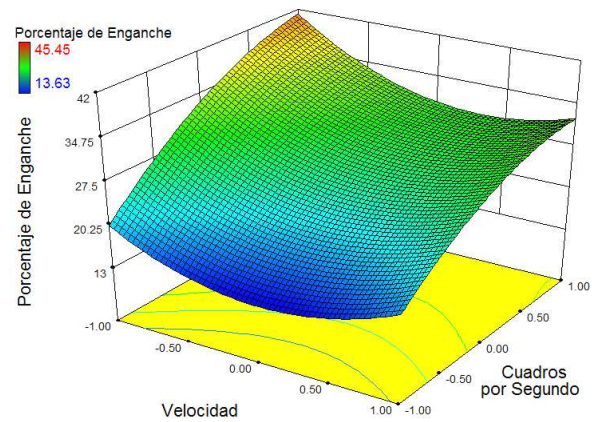


b)

**Figura 4: Grupo 1. Variable dependiente: Tiempo por Cuadro. a) Algoritmo con re-enganche, b) Algoritmo sin re-enganche.**

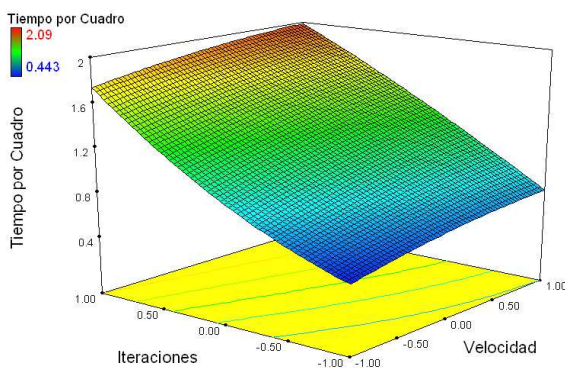


a)

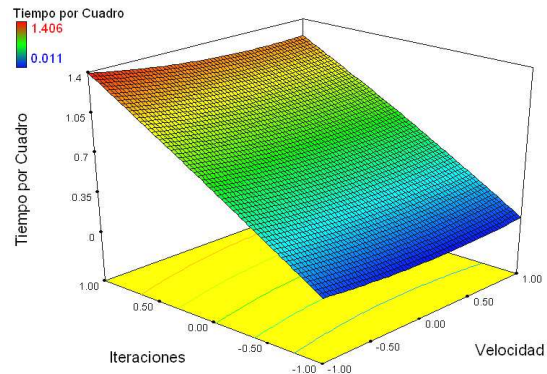


b)

**Figura 5: Grupo 1. Variable dependiente: Porcentaje de Enganche. a) Algoritmo con re-enganche, b) Algoritmo sin re-enganche.**

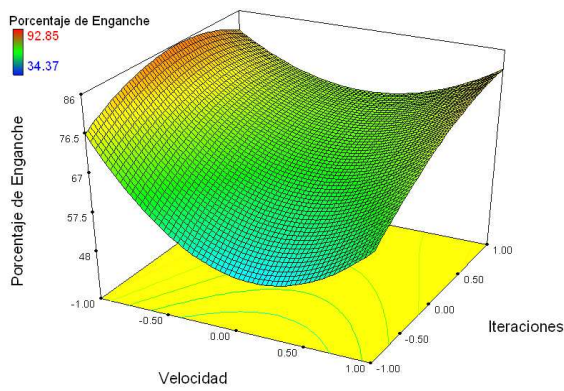


a)

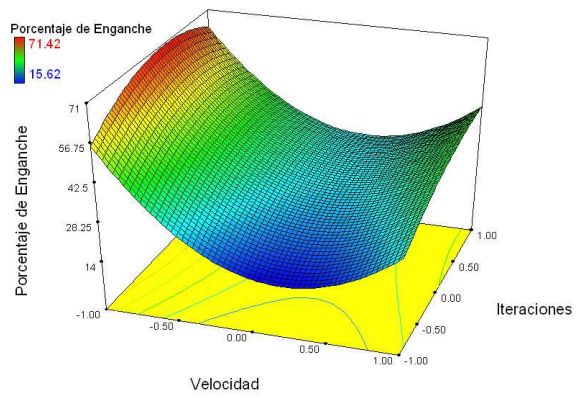


b)

**Figura 6: Grupo 2. Variable dependiente: Tiempo por cuadro. a) Algoritmo con re-enganche, b) Algoritmo sin re-enganche.**

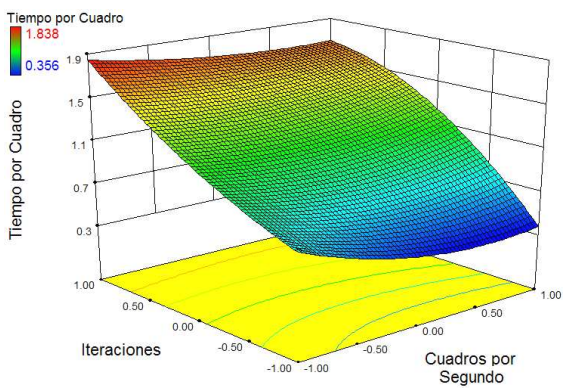


a)

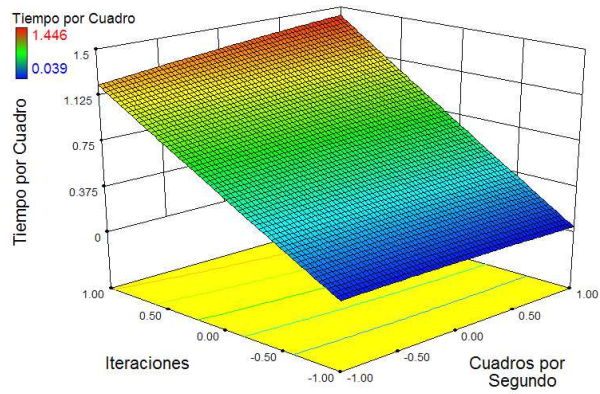


b)

Figura 7: Grupo 2. Variable dependiente: Porcentaje de Enganche. a) Algoritmo con re-enganche, b) Algoritmo sin re-enganche.

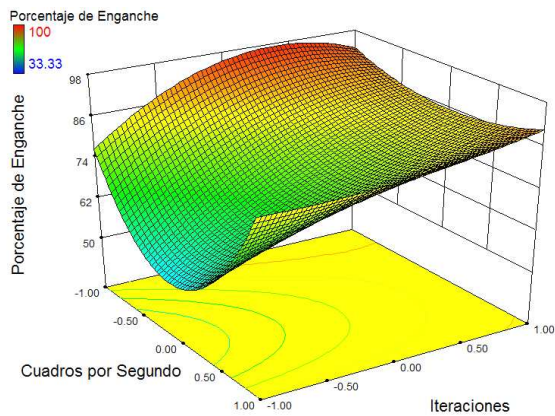


a)

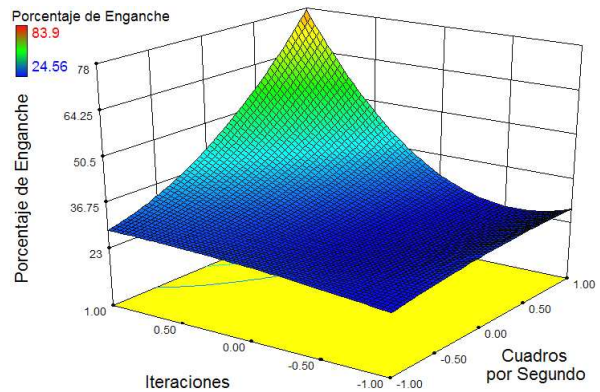


b)

Figura 8: Grupo 3. Variable dependiente: Tiempo por Cuadro. a) Algoritmo con re-enganche, b) Algoritmo sin re-enganche.



a)



b)

Figura 9: Grupo 3. Variable dependiente: Porcentaje de Enganche. a) Algoritmo con re-enganche, b) Algoritmo sin re-enganche.



De los resultados expuestos se puede comentar lo siguiente:

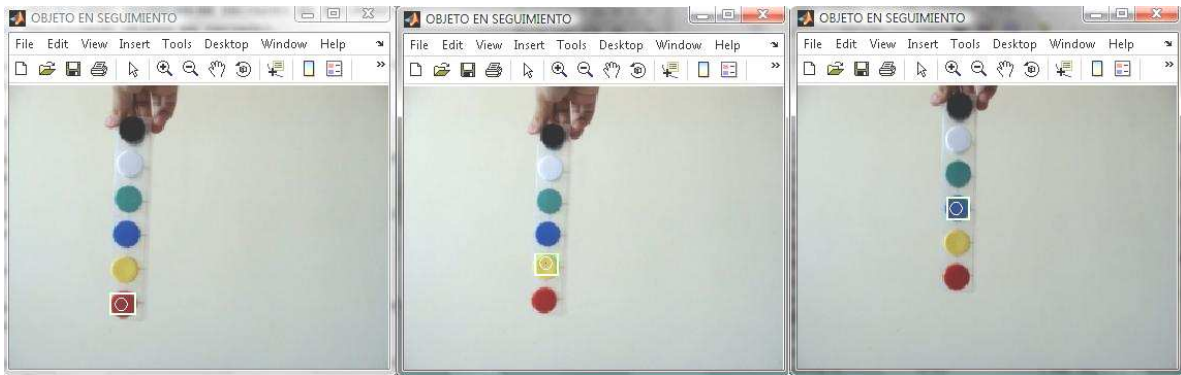
- La variable dependiente tiempo por cuadro es afectada en orden de influencia por las variables independientes como sigue: las iteraciones, los cuadros por segundo y la velocidad.
- El tiempo por cuadro se incrementa en el algoritmo con re-enganche cuando las iteraciones aumentan o cuando los cuadros por segundo disminuyen o cuando la velocidad aumenta o cuando sucede alguna de combinación de las anteriores.
- En cuanto al promedio de porcentaje de enganche, el mejor de los casos se presentó en las pruebas realizadas en el grupo 3, en donde el algoritmo con re-enganche resultó más eficiente en un factor de 2.4 con respecto al porcentaje de enganche promedio del algoritmo sin re-enganche. El factor más bajo encontrado para el porcentaje de enganche fue de 1.7, dado en las pruebas del Grupo 2.
- La media del porcentaje de re-enganche para todas las muestras tomadas del algoritmo con re-enganche es del 70.97%, mientras que la media para todas las muestras del porcentaje de enganche para el algoritmo sin re-enganche es del 34.96%. Por otro lado la desviación estándar de los datos del porcentaje de re-enganche para el algoritmo con re-enganche es de 21.5%, mientras que para el algoritmo sin re-enganche es del 17%. De estos datos se concluye que el algoritmo con re-enganche dobla en eficiencia al algoritmo sin re-enganche.
- En las pruebas realizadas para los tres grupos expuestos en la Tabla 1, se determinó que el tiempo por cuadro promedio del algoritmo con re-enganche siempre fue mayor al del algoritmo sin re-enganche siendo este último, en el peor de los casos, el 40% del tiempo por cuadro promedio del algoritmo con re-enganche.
- La variable dependiente porcentaje de enganche se incrementa en el algoritmo con re-enganche cuando las iteraciones aumentan o cuando los cuadros por segundo aumentan o cuando la velocidad disminuye o cuando sucede alguna de combinación de las anteriores. Sin embargo esta afirmación no se cumple para la totalidad de muestras en los grupos 2 y 3, debido a que al realizar pruebas para diferentes valores de velocidades y cuadros por segundo respectivamente producen videos diferentes, lo cual conlleva a que aunque los factores ambientales en todos los videos sean los mismos las variaciones en las pruebas influyan en el comportamiento de la superficie de respuesta.
- Las superficies de respuesta de la variable dependiente porcentaje de enganche en las pruebas, en especial en el grupo 2, fueron directamente afectadas por la variedad de videos empleados en un mismo experimento producto de la variación en la velocidad y en los cuadros por segundo.
- Para iteraciones constantes la variable independiente determinante en el porcentaje de enganche son los cuadros por segundo, como se mostró en los resultados de los experimentos del Grupo 1.
- Para cada experimento ejecutado el porcentaje de enganche siempre fue mayor en el algoritmo con re-enganche que en el algoritmo sin re-enganche.

Se hace importante analizar el comportamiento del algoritmo con re-enganche para objetos con diferentes características de color y forma. En la Figura 11 y 12 se presentan muestras de esto y se comprueba el funcionamiento del algoritmo ante estas consideraciones.

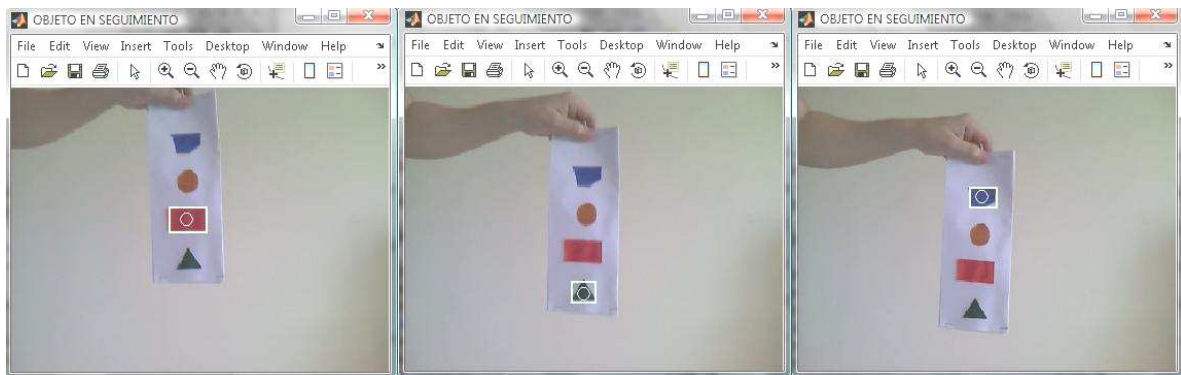
#### 4. CONCLUSIONES

Las técnicas de seguimiento de objetos en video constituyen un aspecto importante en diseño de diversos sistemas y aplicaciones en campos como navegación, vigilancia, seguridad, entre otros. Emplear algoritmos de seguimiento de objetos a velocidades relativamente altas (mayor a 2.1m/s) vuelve atractivo añadir un bloque de re-enganche para su efectivo seguimiento. Este bloque mejora significativamente la eficiencia en cuanto al seguimiento efectivo de objetos del algoritmo sin re-enganche en un factor de 2.4 en el mejor de los casos. Sin embargo, debido a que se le agregaron nuevas líneas de código el efecto en la eficiencia se ve reflejado negativamente en un

tiempo de procesamiento mayor. Las iteraciones y los cuadros por segundo juegan un papel fundamental ya que de ellas depende el buen funcionamiento de la técnica del flujo óptico. Finalmente, se espera que con una técnica de seguimiento con mejor desempeño y añadiendo el bloque de re-enganche se obtengan mejores resultados.



**Figura 11: Seguimiento para objetos de igual forma y diferente color.**



**Figura 12: Seguimiento para objetos de diferente forma.**

## REFERENCIAS

- [1] BETANCUR, Julián y PRIETO, Flavio. “Active Contour-Based Segmentation of Coffee Cherries Images”.
- [2] MORIMOTO, Takashi, KIRIYAMA, Osamu. “Object Tracking in Video Pictures based on Image Segmentation and Pattern Matching”. Universidad de Hiroshima. Japón.
- [3] CALDERÓN, Alexander y SUÁREZ, Isaac. “Algoritmo para el Seguimiento Semi-Automático de Objetos usando Visión Artificial” (2008). Monografía de Grado. Fundación Universidad del Norte.
- [4] CORONADO, Javier, AVIÑA, Gabriel, DEVY, Michel y PARRA, Carlos. “Towards Landmine Detection Using Artificial Vision. Pontificia Universidad Javeriana”. Bogotá D.C., Colombia.
- [5] STEPAN, Jiri y JIRINA, Marcel. “Moving Object Tracking in the Sequence of Images Acquired from Non-Stationary Camera”. Universidad Técnica Checa de Praga. República Checa.

## *Autorización y Renuncia*

*Los autores autorizan a LACCEI para publicar el escrito en los procedimientos de la conferencia. LACCEI o los editores no son responsables ni por el contenido ni por las implicaciones de lo que esta expresado en el escrito.*