

# Sistema de Mejoramiento de Imagen y Rastreo de Jugadores para el Modo Fútbol

Mario Angulo, Luis Jimenez, Esteban Rivel, Oscar Segura.

**Resumen**—En este artículo se intenta diferenciar a los jugadores en un partido de fútbol según el color de su camiseta, específicamente enfocando atención en los jugadores con camiseta roja. Adicionalmente se presenta la opción de seleccionar un jugador y mostrar un recuadro siguiendo al jugador seleccionado. Para lograr esto se estudiaron diferentes métodos y técnicas mostradas en varios artículos científicos publicados relacionados al tema. Se logró cumplir los objetivos mediante una mejora de la imagen y la habilitación del recuadro utilizando las técnicas mostradas en las diferentes secciones en este documento.

**Keywords**—Análisis de imágenes; Clasificación de jugadores; Máscara; HSV color space; Ecualización de histograma; Picture in Picture

## I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, se ha popularizado la tendencia en los fabricantes de televisión a incorporar un "Modo fútbol". Este modo está dedicado de manera específica al fútbol soccer, aunque también se puede convertir en una opción interesante para otros deportes. Luego de presionar solo un botón, el "Modo fútbol" mejora la calidad de la imagen y amplifica el sonido del encuentro. Permite también grabar las jugadas más emocionantes del encuentro usando la "Función Replay" permitiendo ver jugadas aparentemente dudosas o polémicas, o repetir una y otra vez el gol.

Al presionar el botón correspondiente, se graban los diez segundos anteriores y los diez segundos posteriores a tocar el botón. La visualización de estos clips se puede llevar a cabo en cualquier momento a través de un recuadro en el que aparece la retransmisión en directo y los vídeos que se han guardado.

El "Modo fútbol" es una característica que busca potenciar el disfrute de los contenidos de este deporte. No obstante, según los expertos, parece que a veces la saturación de la imagen se potencia demasiado y se pierde realismo. Lo mismo ocurre con el registro de los mejores momentos, que en ocasiones no es tan certero como debería. Pero se trata de una característica que si se potencia podría dar mucha guerra en los próximos años teniendo en cuenta la cantidad de seguidores de este deporte a nivel mundial. Esta característica ha sido explotada por algunos de los mas prestigiosos fabricantes, entre ellos Samsung, Sony y LG.

### I-A. Modo Fútbol de Samsung ®

El Modo Fútbol de Samsung cuenta con una avanzada tecnología para ajustar la frecuencia de la imagen y así evitar barridos o distorsiones ocasionadas por los movimientos de cámara o de los jugadores. La gama de colores también se ve mejorada y permite disfrutar de ambientes más reales y vivos.



Figura 1. Pantalla de zoom en el modo fútbol de los televisores Samsung.

Si alguna jugada no ha quedado clara o se desea congelar la imagen, se puede utilizar la función Zoom para ver cada detalle. Es posible hacer zoom en una jugada polémica y reiterar que realmente era gol o falta ya que esta opción divide la pantalla del televisor en 9 áreas y te ofrece una vista más cercana de la que selecciones, como se muestra en la figura 1.

Pero no solo eso, cada vez que el televisor percibe una fuerte variación de sonido durante el partido, como lanzamientos peligrosos, goles o jugadas polémicas, el Modo Fútbol guarda automáticamente una "marca" en la grabación, haciendo mas facil el poder encontrarlos rápidamente cuando se desee volver a verlos sin revisar toda la duración del encuentro.<sup>1</sup>

### I-B. X-Reality PRO de Sony ®

Los Smart TV de Sony ofrecen una magnífica calidad de imagen. Estos hacen uso de procesador de imagenes X-Reality PRO de Sony, el cual permite ver imágenes más nítidas y atractivas ya que analiza, limpia y refina las imágenes, les añade contraste, saturación, nitidez y reduce el ruido para una experiencia superior permitiendo disfrutar de imágenes extremadamente reales en la pantalla 4K.

Sony hace un escalado de Full HD a 4K, es decir, asuma que tiene una película en HD. Lo que hacen los TVs 4K de Sony es coger estas imágenes y pasarlas por unos procesos de redimensionamiento y mejora como Image Patten Analysis y Reality Creation. El resultado es una imagen increíblemente nítida y clara. Es aquí cuando el nuevo chip XCAB-4K entre en acción tal como se muestra en la figura 2.

Básicamente las imágenes de 4K y Full HD son analizadas comparativamente y, a través de un proceso de aprendizaje automático, el aparato dibuja una correlación entre ellas. Se crean por lo tanto dos tipos de bases de datos, uno se llama

<sup>1</sup> <http://www.samsung.com/es/article/modo-futbol-televisores-smart-tv>

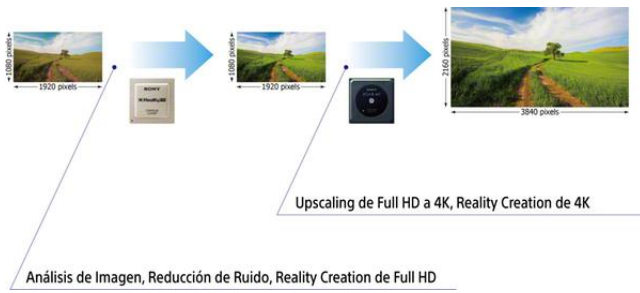


Figura 2. Escalado Full HD a 4K mediante tecnología X-Reality.

‘Base de datos de conversión’ y el otro ‘Base de datos de clasificación’.

El motor X-Reality analiza cada imagen y vídeo, reproduciendo los píxeles que faltan, renderizando las texturas, dando nitidez a los contornos y reduciendo el ruido que aparece en escenas con mucho movimiento o con poca luz, proporcionando imágenes mucho más nítidas y claras. La tecnología Intelligent Image Enhancer recrea toda la intensidad de la imagen original, siendo optimizada selectivamente a través de una mejora del contraste y del brillo, haciendo que sean más detalladas y realistas.<sup>2</sup>

#### I-C. Modo Fútbol de LG TV ®

Con el modo fútbol de los televisores LG se pueden notar colores más vivos y un audio mucho más realista y envolvente con solo activar esta configuración y ofrece también la opción de mostrar estadísticas en directo del partido de fútbol que se esta viendo, esto en un cuadro desplegable que puede expandirse o minimizarse durante el partido. Gracias al procesador de imagen LG, el modo futbol ofrece mejores colores, más vividos y reales, donde el verde del césped y los uniformes se verán con mayor claridad y sin ningún efecto fantasma.

#### I-D. Algunos algoritmos conocidos

Como parte de la investigación para el desarrollo de este proyecto, se estudiaron diversos tipos de algoritmos utilizados para la detección y seguimiento de jugadores en diferentes deportes. Entre otros, logramos identificar algunos que fueron de mayor utilidad para el desarrollo de este proyecto. Entre estos revisamos el algoritmo conocido como Aspogamo propuesto en [3] y [6], donde se presenta un sistema de vision capaz de estimar la trayectoria de movimiento de los jugadores en el campo. Este algoritmo tiene un buen desempeño en en diversos escenarios debido a su adaptabilidad a las diferentes cámaras. Adicionalmente, este algoritmo llamado por los desarrolladores Aspogamo puede procesar imagenes directamente en broadcasting y extraer la información de interés sin importar los cortes o cambios de camara o escena como se muestra en la imagen 3.

También se estudió el algoritmo propuesto en [2] donde también se considera el problema del seguimiento de jugadores

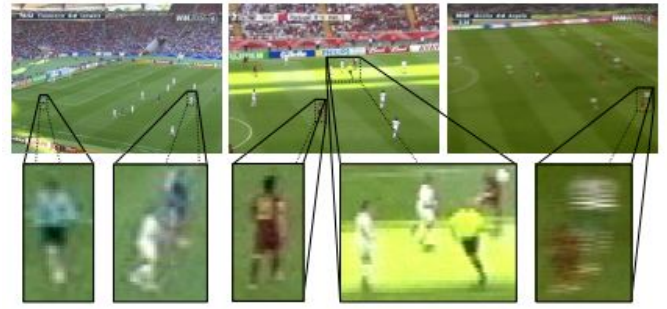


Figura 3. Ejemplo de imágenes conflictivas con las que el algoritmo Aspogamo provee un buen desempeño.

de fútbol durante un juego mediante el uso de múltiples cámaras. El objetivo principal consiste en encontrar la posición de los jugadores en el campo en cada instancia de tiempo. La oclusión es tratada mediante la división de blobs segmentados y se realiza el seguimiento usando una representación gráfica, donde los nodos se corresponden con las manchas obtenidas por la segmentación de la imagen y los bordes representan la distancia entre ellas. El algoritmo de segmentación utilizado en [2] consiste en 5 pasos básicos listados a continuación y sus resultados mostrados en la figura 4.

- Extracción del fondo utilizando métodos estadísticos.
- La diferencia entre el cuadro actual y la imagen correspondiente al fondo extraído.
- Filtrado morfológico para la eliminación del ruido.
- Binarización de la imagen.
- Etiquetado de píxeles adyacentes y extracción de regiones como "Blobs".

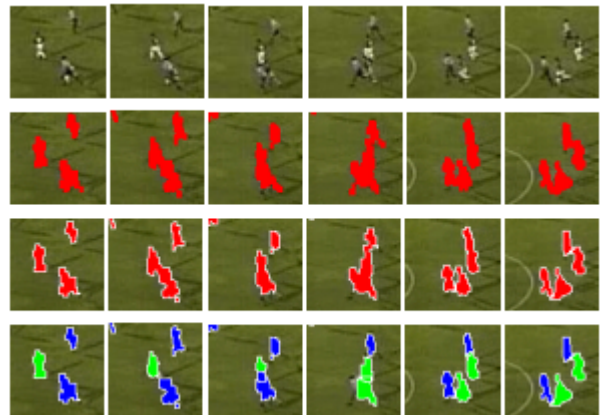


Figura 4. A. Casos de oclusión. B. Blobs relacionados a la secuencia. C. Resultado de la división por segmentación. D. Resultado de la división por modelo Blob.

Se consideró el algoritmo propuesto en [7], el cual se muestra como un novedoso algoritmo de clasificación de jugadores basado en dígrafo. En primer lugar, los jugadores candidatos fueron extraídos a través del color principal bajo el espacio de color del modelo HSV y se adoptó la estrategia de partición

<sup>2</sup><https://community.sony.es/t5/blog-noticias-sony/dentro-del-4k-que-es-x-reality-pro/ba-p/1345524>

rectángulo de áreas iguales para dividir la imagen. En segundo lugar, el espacio de color HSV se cuantificó en cada bloque y se extrajo el histograma de color como características de color. En tercer lugar, la distancia entre las imágenes se calculó de acuerdo a las características de color y el dígrafo se genera en base a la matriz de distancia. Por último, la clasificación del jugador se llevó a cabo mediante la clasificación de los vértices del dígrafo. Los resultados experimentales muestran que el método propuesto, sin información de la plantilla priori, es una manera eficaz de la clasificación de los jugadores posicionados alrededor del límite de clasificación con una precisión media de clasificación de 98,82 %. En comparación con el método tradicional, el método propuesto en [7] tiene una notable promoción en efecto clasificación.

## II. DISEÑO DE LA OPTIMIZACIÓN Y MEJORAMIENTO DE LA IMAGEN

La segmentación de la cancha y los jugadores es una tarea compleja ya que en ocasiones hay cuadros con zacate de diferentes colores, sombras u otros que afectan la uniformidad del color en el campo de juego y los uniformes. En esta sección se profundizará en la técnica seleccionada para la selección y rastreo de los jugadores en la cancha de fútbol, así como el mejoramiento de la calidad de imagen.

### II-A. Diseño del clasificador de patrones para discriminar los jugadores de la cancha

Se decide utilizar un clasificador de frontera de decisión para encontrar los jugadores de Costa Rica en las imágenes panorámicas. Los criterios de decisión para elegir este tipo de clasificador consisten en simplicidad algorítmica y de implementación. Además, el proceso de entrenamiento del clasificador es corto y sencillo.

Se realiza un preprocesado a la imagen de tal forma que se obtienen conjuntos de píxeles candidatos a ser jugadores. El primer paso del preprocesado consiste en separar el área que corresponde al campo de juego de las áreas fuera de la cancha, como la pista de atletismo, vallas y la gradería. Para separar el área de juego del resto, se segmenta por matiz el área predominantemente verde del resto. A esta imagen intermedia se le aplica un operador morfológico para rellenar los pequeños agujeros de los jugadores y píxeles que no pasaron el umbral de matriz. De esta forma, se obtiene un estimado de la posición del campo de juego.

Una vez que se discrimina el área dentro de la cancha, se continúa con un nuevo filtro de matiz. Este filtro fue ajustado para discriminar predominantemente el rojo de las camisetas del equipo costarricense. El resultado de este filtro es un conjunto de manchas que corresponde a la silueta de los jugadores, así como gran cantidad de ruido. Se aplica un filtro morfológico para eliminar las manchas pequeñas de píxeles aislados. Luego, se calcula la posición y área de las manchas restantes.

El vector de características escogido para el clasificador desarrollado incluye el valor del matiz y el área de la mancha que representa la silueta del jugador. La frontera de decisión se calibra durante las pruebas de implementación. El filtro

considera un conjunto de píxeles adyacentes como jugador si el conjunto tiene un matiz entre 150 y 255 y un área entre 60 y 300 píxeles.

La desventaja de este método es que restringe los aciertos del clasificador a escenas panorámicas (donde el tamaño de los jugadores está dentro de la frontera de decisión). Si se compara este método con un clasificador Bayesiano basado en mapas de probabilidad de color, su desempeño teóricamente es menor. Esto se debe a que a pesar de que toma en cuenta indirectamente la probabilidad de que un píxel sea del campo de juego (no jugador) o parte del jugador, no llega a relacionar esta información directamente como sí lo haría un filtro de Bayes. Es decir, toma una decisión de clasificación considerando menos información que el clasificador de Bayes.

## III. RECUADRO DE JUGADOR

Una vez que se determina cuáles de los conjuntos candidatos son jugadores y cuáles no, se procede a crear y dibujar los rectángulos para identificarlos. Se utiliza la función de la biblioteca OpenCV llamada `boundingRect`, que crea un rectángulo que encierra una mancha en la imagen. Por cada mancha encontrada por el clasificador, se crea un rectángulo que lo contiene.

A partir de esta lista de rectángulos, se dibuja cada uno mediante la función de OpenCV `cv::rectangle` llamada iterativamente.

### III-A. Modo de selección.

La creación de los rectángulos descrita en el paso anterior sirve un doble propósito. Puesto que existe un rectángulo por cada jugador reconocido, se utiliza esta referencia para determinar cuál de los jugadores fue seleccionado por el usuario.

Una vez que se obtiene las coordenadas del ratón al momento del clic por parte del usuario, se calcula la distancia entre esa posición y la posición de la esquina superior izquierda de cada uno de los rectángulos creados. Se comparan todas las distancias y se elige la menor. La menor distancia relaciona la posición del clic con el jugador más cercano.

### III-B. Modo de rastreo.

El rastreo del jugador se realiza aprovechando el trabajo realizado durante el desarrollo del reconocedor de patrones y el modo de selección. El algoritmo propuesto para esta funcionalidad hace uso del reconocedor de patrones para encontrar los jugadores presentes en la escena. Luego, busca iterativamente al jugador cuya posición minimice el error de distancia entre sí mismo y la posición anterior del jugador. La posición anterior inicial corresponde a las coordenadas del clic del usuario durante la fase del modo de selección.

Este algoritmo supone que la variación de la posición del jugador seleccionado es suave. Este método es muy similar al "Mean Shift Tracker". La diferencia es que la búsqueda del centroide del objeto de interés (en este caso el jugador seleccionado) se basa en el resultado del reconocedor de

patrones en lugar de buscarlo iterativamente por su cuenta mediante operadores morfológicos iterativos.

La ventaja del método propuesto sobre el Mean Shift Tracking, es que no depende de que exista solapamiento entre la imagen actual y anterior. Siempre y cuando el reconocedor de patrones llegue a detectar al jugador, el algoritmo propuesto será capaz de seguirlo. La desventaja es que la estabilidad del seguimiento, así como el desempeño y peso computacional dependen directamente del desempeño del clasificador utilizado. Esto implica que un clasificador más robusto mejoraría directamente la capacidad de nuestra solución de seguir al jugador.

### III-C. Mejoramiento de la imagen

Existen múltiples criterios para mejorar una imagen: contraste, luminosidad, rango dinámico entre otros. Para motivos de este proyecto, se decidió trabajar los colores de la imagen mediante el método de ecualización de histogramas. El objetivo de esta ecualización es ajustar la intensidad de los colores de tal forma que se mejore el contraste de la imagen [9].

La ecualización de histograma y sus variantes más comunes aumentan el contraste de una imagen pero tiene algunas desventajas. Principalmente, la modificación del brillo promedio o la generación de artefactos en la imagen. [8] discute este tema a profundidad y propone una serie de algoritmos que evitan estos problemas. De particular interés es la ecualización de histogramas que propone tal que no se pierde la apariencia natural de la imagen, conservando en cierta manera el matiz de los diferentes colores.

Para motivos de este proyecto, se utiliza la ecualización implementada en OpenCV (`cv::equalizeHist`) y no se propone un algoritmo alternativo como el mencionado anteriormente. Esta es una recomendación de los autores para futuros proyectos.

## IV. RESULTADOS

Se demuestra los algoritmos discutidos hasta ahora en su desempeño con el vídeo de referencia provisto. Para motivos del presente documento, tome como referencia la imagen 5.



Figura 5. Cuadro representativo del vídeo de referencia.

### IV-A. Preprocesado para clasificador de jugadores

Se incluyen imágenes que demuestran el proceso descrito anteriormente relacionado a las transformaciones necesarias para clasificar los conjuntos de píxeles que corresponden a jugadores en el campo.

En primer lugar, se transforma la imagen de RGB a HSV para extraer el plano de matices mostrado en la figura 6.

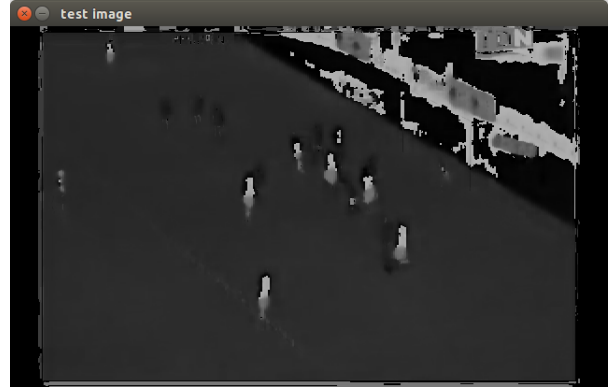


Figura 6. El plano de matices de la imagen original.

Las figuras 7 y 8 muestran los pasos intermedios para generar una máscara sobre el campo de juego. La idea es ignorar las áreas que no corresponden al área de juego. Este paso supone que la probabilidad de que un jugador se encuentre fuera del campo de juego es cero. El resultado de aplicar esta máscara a la imagen del plano de matices se muestra en la figura 9.



Figura 7. Segmentación del campo de juego mediante un umbral de matiz.

### IV-B. Clasificación de los jugadores

A partir de la figura 9 se aplican: binarización a partir de umbral de matiz, operadores morfológicos para limpiar la imagen binaria, funciones de búsqueda y descripción de contornos implementadas en OpenCV. Con esto, se genera una imagen como la mostrada en la figura 10.





Figura 8. Máscara del campo de juego.



Figura 9. Plano de matices enmascarado.

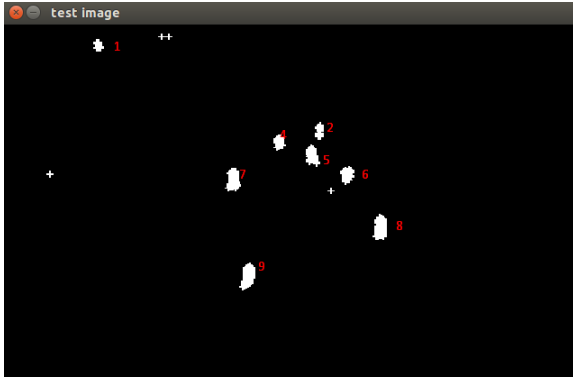


Figura 10. Manchas candidatas a clasificarse como jugadores.

#### IV-C. *Picture in Picture* y rastreo de jugador

Se toman estos datos para evaluar el desempeño del clasificador. Note en la figura 11 donde se ubican los vectores de características en el plano de características. Todos los puntos asociados a las manchas numeradas en la tabla I se encuentran dentro del área clasificada como jugador. En esta imagen en particular, no hay confusión alguna. Recordemos que este clasificador fue diseñado para trabajar con tomas panorámicas y encontrar jugadores con camisa roja. Por su simplicidad,

Cuadro I. VECTOR DE CARACTERÍSTICAS DE LOS CANDIDATOS A JUGADOR

Mancha	Área	Matiz
1	64	167
2	62	176
3	76	172
4	131	171
5	120	176
6	167	168
7	196	171
8	194	176

no puede funcionar bajo otras condiciones sin tener que ser rediseñado. A través del vídeo, se observan confusiones del clasificador en tomas donde los jugadores son más grandes. En estos casos, algunas secciones de la piel se confunden con el matiz del rojo y por su tamaño, caen dentro del área "jugador" del plano de características.

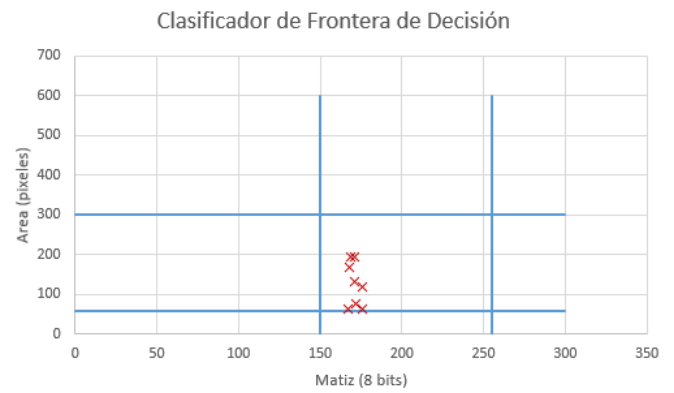


Figura 11. Clasificador de frontera de decisión.

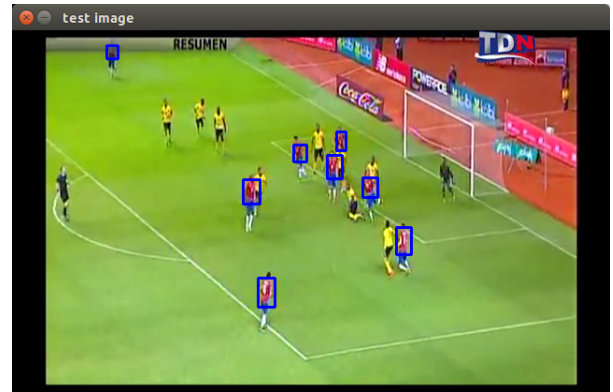


Figura 12. Resultado del clasificador.

#### IV-D. *Picture in Picture* y rastreo de jugadores

La imagen 13 demuestra como nuestro acercamiento basado en clasificadores de frontera de decisión en conjunto con la búsqueda de la distancia mínima es capaz de rastrear un jugador en el campo de juego. Además, note que la funcionalidad

pedida de mostrar una imagen dentro de otra con el jugador de interés en la imagen anidada se cumple. Se utiliza una interpolación lineal para agrandar la imagen alrededor del jugador de interés por un factor de dos.



Figura 13. Secuencia de cuadros donde se rastrea un jugador y se muestra una imagen dentro de otra "Picture in Picture".

Durante la implementación del proyecto, se tuvo dificultades para obtener la posición del clic del usuario. Estas dificultades se limitan a detalles de implementación y no afectan el algoritmo propiamente. Para solventar el problema, se obtienen las coordenadas de interés a través de 2 controles tipo "slider". El usuario modifica el slider para determinar la posición del jugador de interés y luego mediante un botón le indica al programa que rastree el jugador más cercano a la posición indicada. La figura 14 muestra la interfaz gráfica con los "sliders" para el usuario.

#### IV-E. Mejoramiento de la imagen

Se aprecia un aumento agresivo del contraste en la figura 15. Sin embargo, se observan que los colores pierden su naturalidad.

### V. CONCLUSIONES

Muchas investigaciones han arrojado diversos resultados a la tematica del rastreo de jugadores de futbol u otros deportes, en algunos casos hasta usando varias camaras. El rastreo y detección de jugadores en transmisiones deportivas es una tarea complicada, en especial debido a tres razones: 1. La apariencia de los jugadores es ambigua, 2. la frecuente interposición



Figura 14. Interfaz gráfica del programa implementado.



Figura 15. Resultado de la ecualización del histograma.

entre jugadores y 3. Los jugadores no tienen un patron de movimiento definido.

La clasificación del jugador mediante un clasificador de frontera de decisión da buenos resultados a pesar de la simplicidad de su lógica. El clasificador es vulnerable a cambios de dimensión (zoom in por parte de la cámara) y cambios en el matiz debidos a iluminación, oclusión parcial y total. Note que a partir de la figura 11 se pueden ajustar las fronteras de tal forma que mejore el desempeño aún más.

La búsqueda del mínimo en el cambio de posición, basado en un clasificador de frontera de decisión es capaz de rastrear un jugador en el campo de juego. Este método es vulnerable a fallas en el clasificador, pero es más robusto que el mean shift tracker en que no depende de que haya traslape entre el cuadro anterior y el actual.

El mejoramiento de la calidad de imagen enfocado a deporte es un tema abierto. Sin embargo, cualquier intento de mejorar el contraste debe enfocarse en no perder la naturalidad de la imagen como es el caso de nuestros resultados. Puesto que el campo de juego siempre es verde en el caso de futbol, se puede tomar en cuenta para ajustar la ecualización de los colores. Posibles algoritmos que también pueden contribuir a esta área son variantes de la ecualización de histograma que preservan el matiz [8] y transformaciones power law adaptativas [9].

## REFERENCIAS

- [1] P.L. Mazzeo, P.Spagnolo, M. Leo, T.D'Orazio, *Visual Players Detection and Tracking in Soccer Matches*, Institute on intelligent systems for automation.
- [2] Pascual Figueroa, Neucimar Leite, Ricardo M. L. Barros, *Tracking soccer players using the graph representation*, State University of Campinas, Brasil.
- [3] Suat Gedikli, Jan Bandouch, Nico v.Hoyningen-Huene, Bernhard Kirchlechner, Michael Beetz, *An Adaptive Vision System for Tracking Soccer Players from Variable Camera Settings*, Technische Universitat Munchen, Munich, Germany .
- [4] Francisco Siles, *Temporal Segmentation of Association Football from TV Broadcasting*, Universidad de Costa Rica, School of Electrical Engineering.
- [5] Francisco Siles, *Shot Classification for Association Football from TV Broadcasting*, Universidad de Costa Rica, School of Electrical Engineering.
- [6] Michael Beetz, Suat Gedikli, Jan Bandouch, Bernhard Kirchlechner, Nico v. Hoyningen-Huene, Alexander Perzylo, *Visually tracking football games based on TV broadcasts*, Technische Universitat Munchen, Munich, Germany.
- [7] Shi-bai SUN, Rong-yi CUI, *Player Classification Algorithm Based on Digraph in Soccer Video*, Yanbian University, Department of Computer Science & Technology.
- [8] Menotti Gomes, David, *Contrast Enhancement in Digital Imaging using Histogram Equalization*, Université Paris-EST, Spécialité Informatique.
- [9] Singh Romen, Singh Omocha, Singh Manglem, Sinam Tejmani, Singh Rupachandra, *Image Enhancement by Adaptive Power-Law Transformations*, Bahria University Journal of Information Communication Technology Vol. 3, Issue 1, December 2010.