

---

# Índice general

<b>Índice general</b>	<b>1</b>
<b>1. Detección</b>	<b>2</b>
1.1. Primitivas . . . . .	2
1.1.1. Puntos y esquinas . . . . .	2
1.1.1.1. Algoritmos de puntos y esquinas . . . . .	2
1.1.2. Líneas . . . . .	2
1.1.2.1. Algoritmos de líneas . . . . .	2
1.1.3. Segmentos . . . . .	2
1.1.3.1. Segmentos . . . . .	2
1.1.4. Cilindros y esferas . . . . .	2
1.1.4.1. Algoritmos de cilindros y esferas . . . . .	2
1.2. Detección sin primitivas markerless . . . . .	2
1.3. Marcadores . . . . .	2
1.3.1. Marcador QR . . . . .	3
1.3.1.1. Diseño: estructura del marcador . . . . .	3
1.3.1.2. Diseño . . . . .	4
1.3.1.3. Filtrado de segmentos . . . . .	4
1.3.1.4. Determinación de correspondencias . . . . .	4
<b>2. LSD: “Line Segment Detection”</b>	<b>6</b>
2.1. Introducción . . . . .	6
2.2. <i>Line-support regions</i> . . . . .	6
2.3. Aproximación de las regiones por rectángulos . . . . .	7
2.4. Validación de segmentos . . . . .	8
2.5. Optimización del algoritmo para tiempo real . . . . .	9
<b>Bibliografía</b>	<b>11</b>

---

# CAPÍTULO 1

---

## Detección

Hola

### 1.1. Primitivas

#### 1.1.1. Puntos y esquinas

##### 1.1.1.1. Algoritmos de puntos y esquinas

#### 1.1.2. Líneas

##### 1.1.2.1. Algoritmos de líneas

#### 1.1.3. Segmentos

##### 1.1.3.1. Segmentos

#### 1.1.4. Cilindros y esferas

##### 1.1.4.1. Algoritmos de cilindros y esferas

### 1.2. Detección sin primitivas markerless

SIFT (puntero a capítulo que tiene SIFT para reconocimiento) SURF, ETC ETC.

### 1.3. Marcadores

Marcadores que se usan. Limitaciones

La inclusión de *marcadores*, *marcas de referencia* o *fiduciales*, en inglés *markers*, *landmarks* o *fiducials*, en la escena ayuda al problema de extracción de características y por lo tanto al problema de estimación de pose [9]. Estos por construcción son elementos que presentan una detección estable en la imagen para el tipo de característica que se desea extraer así como medidas fácilmente utilizables para la estimación de la pose.

Se distinguen dos tipos de *fiduciales*. El primer tipo son los que se llaman puntos *fiduciales* por que proveen una correspondencia de puntos entre la escena y la imagen. El segundo tipo, *fiduciales planares*, se pueden obtener mediante la construcción en una geometría coplanar de una serie de

*puntos fiduciales* identificables como esquinas. Un único *fiducial planar* puede contener por si solo todas las seis restricciones espaciales necesarias para definir el marco de coordenadas.

Como se explica en la sección ?? el problema de estimación de pose requiere de una serie de correspondencias  $\mathbf{M}_i \leftrightarrow \mathbf{m}_i$  entre el puntos 3D en la escena en coordenadas del mundo y puntos en la imagen. El enfoque elegido

### 1.3.1. Marcador QR

El enfoque inicial elegido para la detección de *puntos fiduciales* para marcadores parte del trabajo de fin de curso de Matías Tailanian para el curso *Tratamiento de imágenes por computadora* de Facultad de Ingeniería, Universidad de la Republica<sup>1</sup>. La elección se basa principalmente en los buenos resultados obtenidos para dicho trabajo con un enfoque relativamente simple. El trabajo desarrolla, entre otras cosas, un diseño de marcador y un sistema de detección de marcadores basado en el detector de segmentos LSD[7] por su buena performance y aparente bajo costo computacional.

El marcador utilizado está basado en la estructura de detección incluida en los códigos QR y se muestra en la figura 1.1. Éste consiste en tres grupos idénticos de tres cuadrados concéntricos superpuestos de tal forma que los lados de cada uno de tres cuadrados son visualizables. A diferencia de los códigos QR la disposición de los grupos de cuadrados se distintos para evitar ambigüedades en la determinación de su posicionamiento espacial. Estas dos características son esenciales para la extracción de los *puntos fiduciales* de forma coherente, es decir, las correspondencias tienen que poder ser determinadas completamente bajo criterios razonables.

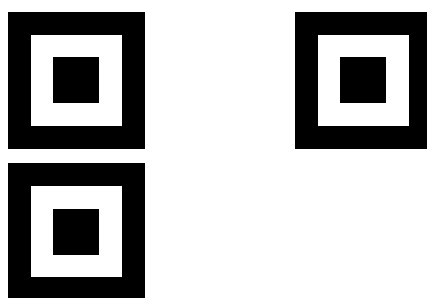


Figura 1.1: Marcador propuesto basado en la estructura de detección de códigos QR.

#### 1.3.1.1. Diseño: estructura del marcador

En la presente subsección se presentan algunas definiciones de las estructuras formantes del marcador. Estas serán de utilidad para el diseño y formaran un flujo natural y escalable para el desarrollo del algoritmo de determinación de correspondencias.

Los elementos mas básicos en la estructura son los *segmentos* los cuales consisten en un par de puntos en la imagen,  $\mathbf{p} = (p_x, p_y)$  y  $\mathbf{q} = (q_x, q_y)$ . Estos segmentos serán los lados del cuadrilátero, el próximo elemento en la estructura del marcador.

Un *cuadrilátero* o Q1 está determinado por cuatro segmentos conexos y distintos entre sí. La propiedad de conexión se relaja a la intersección de dos discos de un cierto radio en torno a los puntos de dos segmentos vecinos. El cuadrilátero tiene dos propiedades notables; el *centro* definido como el punto medio de sus vértices y el *perímetro* definido como la suma de sus cuatro lados. Los *vértices* de un cuadrilátero se determinan mediante la intersección, en un sentido amplio, de dos segmentos contiguos.

<sup>1</sup>Autoposicionamiento 3D - <http://sites.google.com/site/autoposicionamiento3d/>

Un *grupo de cuadriláteros* o  $Q1Set$ , se construye a partir de  $M$  cuadriláteros, de distinto tamaño, que comparten un mismo centro, con  $M > 1$ . A partir de dichos cuadriláteros se construye una lista ordenada  $(Q1[0], Q1[1], \dots, Q1[M-1])$  en donde el orden viene dado por el valor de perímetro de cada  $Q1$ . Se define el *centro del grupo de cuadriláteros* como el baricentro, o promedio ponderado, de los centros de cada  $Q1$  de la lista ordenada.

Finalmente el *marcador QR* estará constituido por  $N$  *grupos de cuadriláteros* dispuestos en una geometría particular. Esta geometría debe determinar un sistema de coordenadas, un origen y dos ejes. Se tendrá una lista ordenada  $(Q1Set[0], Q1Set[1], \dots, Q1Set[N-1])$  en donde el orden se determinará mediante la geometría de los mismos.

Un marcador proveerá un número de  $4 \times M \times N$  vértices y por lo tanto la misma cantidad de puntos fiduciales para proveer las correspondencias  $\mathbf{M}_i \leftrightarrow \mathbf{m}_i$  para el algoritmo de estimación de pose.

### 1.3.1.2. Diseño

Un detalle del marcador se muestra en la figura 1.2 en donde se define el grupo  $i$  de cuadrados concéntricos como el  $Q1Set[i]$  (sets de cuadriláteros) y se definen los respectivos centros  $\mathbf{c}_i$  para cada  $Q1Set[i]$ . Se considera además un eje de coordenadas que queda definido por los vectores normalizados.

$$\mathbf{x} = \frac{\mathbf{c}_1 - \mathbf{c}_0}{\|\mathbf{c}_1 - \mathbf{c}_0\|}$$

$$\mathbf{y} = \frac{\mathbf{c}_2 - \mathbf{c}_0}{\|\mathbf{c}_2 - \mathbf{c}_0\|}$$

Por otro lado la disposición de los  $Q1Set$  es tal que la distancia indicada  $\mathbf{d}_{01}$  definida como la norma del vector entre los centros  $\mathbf{c}_1$  y  $\mathbf{c}_0$  es significativamente mayor que la distancia  $\mathbf{d}_{02}$  definida como la norma del vector entre los centros  $\mathbf{c}_2$  y  $\mathbf{c}_1$ .

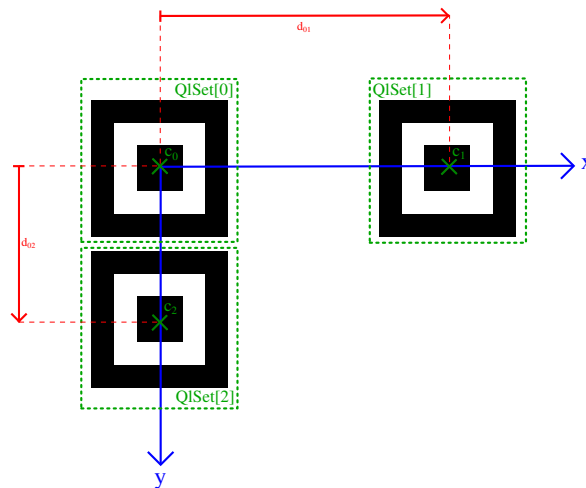


Figura 1.2: Detalle del marcador propuesto formando un sistema de coordenadas.

En base al sistema de coordenadas definido en la figura 1.2 se puede fijar un orden determinado para los *puntos fiduciales* que serán utilizados como correspondencias entre la imagen y la escena. Éstos se toman partiendo del cuadrado

### 1.3.1.3. Filtrado de segmentos

### 1.3.1.4. Determinación de correspondencias

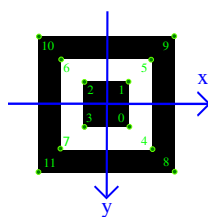


Figura 1.3: Detalle de un QISet indicando el orden de los puntos basados en el eje de coordenadas definido previamente.

---

## CAPÍTULO 2

---

# LSD: “Line Segment Detection”

### 2.1. Introducción

LSD es un algoritmo de detección de segmentos publicado por Rafael Grompone von Gioi, Jérémie Jakubowicz, Jean-Michel Morel y Gregory Randall en abril de 2010. Es temporalmente lineal, tiene precisión inferior a un píxel y no requiere de un tuneo previo de parámetros, como casi todos los demás algoritmos de idéntica función; puede ser considerado el estado del arte en cuanto a detección de segmentos en imágenes digitales. Como cualquier otro algoritmo de detección de segmentos, LSD basa su estudio en la búsqueda de contornos angostos dentro de la imagen. Estos son regiones en donde el nivel de brillo de la imagen cambia notoriamente entre píxeles vecinos, por lo que el gradiente de la misma resulta de vital importancia. Se genera previo al análisis de la imagen, un campo de orientaciones asociadas a cada uno de los píxeles denominado por los autores *level-line orientation field*. Dicho campo se obtiene de calcular las orientaciones ortogonales a los ángulos asociados al gradiente de la imagen. Luego, LSD puede verse como una composición de tres pasos:

- (1) División de la imagen en las llamadas *line-support regions*, que son grupos conexos de píxeles con idéntica orientación, hasta cierta tolerancia.
- (2) Búsqueda del segmento que mejor aproxime cada *line-support region*: aproximación de las regiones por rectángulos.
- (3) Validación o no de cada segmento detectado en el punto anterior.

Los puntos (1) y (2) están basados en el algoritmo de detección de segmentos de Burns, Hanson y Riseman y el punto (3) es una adaptación del método *a contrario* de Desolneux, Moisan y Morel.

### 2.2. *Line-support regions*

El primer paso de LSD es el dividir la imagen en regiones conexas de píxeles con igual orientación, a menos de cierta tolerancia  $\tau$ , llamadas *line-support regions*. El método para realizar tal división es del tipo “región creciente”; cada región comienza por un píxel y cierto ángulo asociado al mismo. Luego, se testean sus ocho vecinos y los que cuenten con un ángulo similar al del píxel original son incluidos en la región. En cada iteración el ángulo asociado a la región es calculado como el promedio de las orientaciones de cada píxel dentro de la *line-support region*; la iteración

termina cuando ya no se pueden agregar más píxeles a la misma.

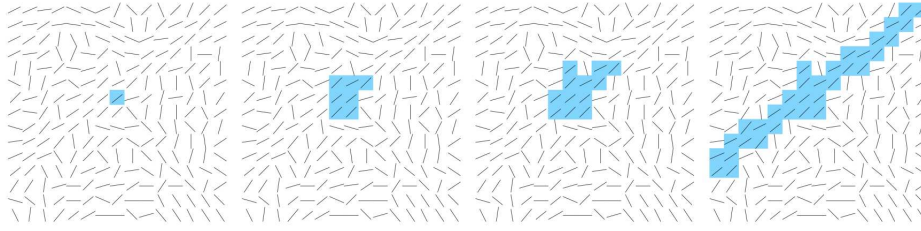


Figura 2.1: Proceso de crecimiento de una región. El ángulo asociado cada píxel de la imagen está representado por los pequeños segmentos y los píxeles coloreados representan la formación de la región. Fuente [7].

Los píxeles agregados a una región son marcados de manera que no se vuelvan a testear. Para mejorar el desempeño del algoritmo, las regiones comienzan a evaluarse por los píxeles con gradientes de mayor amplitud ya que estos representan mejor los bordes.

Existen algunos casos puntuales en los que el proceso de búsqueda de *line-support regions* puede arrojar errores. Por ejemplo, cuando se tienen dos segmentos que se juntan y que son colineales a no ser por la tolerancia  $\tau$  descrita anteriormente, se detectarán ambos segmentos como uno solo; ver figura 2.2. Este potencial problema es heredado del algoritmo de Burns, Hanson y Riseman.



Figura 2.2: Potencial problema heredado del algoritmo de Burns, Hanson y Riseman. Izq.: Imagen original. Ctro.: Segmento detectado. Der.: Segmentos que deberían haberse detectado. Fuente [7].

Sin embargo, LSD plantea un método para ahorrarse este tipo de problemas. Durante el proceso de crecimiento de las regiones, también se realiza la aproximación rectangular a dicha región (paso (2) de los tres definidos anteriormente); y si menos del 50 % de los píxeles dentro del rectángulo corresponden a la *line-support region*, entonces lo que se tiene no es un segmento. Se detiene entonces el crecimiento de la región.

### 2.3. Aproximación de las regiones por rectángulos

Cada *line-support region* debe ser asociada a un segmento. Cada segmento será determinado por su centro, su dirección, su anchura y su longitud. A diferencia de lo que pudiérase dictar la intuición, la dirección asociada al segmento no se corresponde con la asociada a la región (el promedio de las direcciones de cada uno de los píxeles). Sin embargo, se elige el centro del segmento como el centro de masa de la región y su dirección como el eje de inercia principal de la misma; la magnitud del gradiente asociado a cada píxel hace las veces de masa. La idea detrás de este método es que los píxeles con un gradiente mayor en módulo, se corresponden mejor con la percepción de un borde. La anchura y la longitud del segmento son elegidos de manera de cubrir el 99 % de la masa de la región.

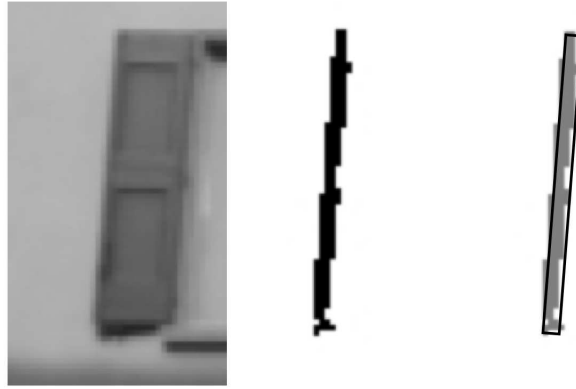


Figura 2.3: Búsqueda del segmento que mejor aproxime cada *line-support region*: aproximación de una región por un rectángulo. Izq.: Imagen original. Ctro.: Una de las regiones computadas. Der.: Aproximación rectangular que cubre el 99 % de la masa de la región. Fuente [7].

## 2.4. Validación de segmentos

La validación de los segmentos previamente detectados se plantea como un método de test de hipótesis. Se utiliza un modelo *a-contrario*: dada una imagen, sin ningún tipo de estructura, de ruido blanco y Gaussiano; se sabe que cualquier detección sobre la misma será casual y por lo tanto irrelevante. En rigor, se sabe que para cualquier imagen de este tipo, su *level-line orientation field* toma, para cada píxel, valores independientes y uniformemente distribuidos entre  $[0, 2\pi]$ . Dado entonces un segmento en la imagen analizada, se estudia la probabilidad de que dicha detección se dé en la imagen de ruido, y si ésta es lo suficientemente baja, se la considerará una detección válida, de lo contrario se considerará que se está bajo la hipótesis  $H_0$ : un conjunto aleatorio de píxeles que casualmente se alinearon de manera de detectar un segmento.

Para estudiar la probabilidad de una cierta detección en la imagen de ruido, se deben tomar en cuenta todos los posibles rectángulos en la imagen. Dada una imagen  $N \times N$ , habrán  $N^4$  orientaciones potenciales para los segmentos,  $N^2$  puntos de inicio y  $N^2$  puntos de fin. Si se consideran  $N$  posibles valores para la anchura de los rectángulos, se obtienen  $N^5$  posibles segmentos. Por su parte, dado cierto rectángulo  $r$ , detectado en la imagen  $x$ , se denota  $k(r, x)$  a la cantidad de píxeles alineados dentro del mismo. Se define además un valor llamado *Number of False Alarms* (NFA) que está fuertemente relacionado con la probabilidad de detectar al rectángulo en cuestión en la imagen de ruido  $X$ :

$$NFA(r, x) = N^5 \cdot P_{H_0}[k(r, X) \geq k(r, x)]$$

véase que el valor se logra multiplicando la probabilidad de que un segmento de la imagen de ruido, de tamaño igual a  $r$ , tenga un número mayor o igual de píxeles alineados que éste, por la cantidad potencial de segmentos  $N^5$ . Cuanto menor sea el número NFA, más significativo será el segmento detectado  $r$ ; pues tendrá una probabilidad de aparición menor en una imagen sin estructuras. De esta manera, se descartará  $H_0$ ; o lo que es lo mismo, se aceptará el segmento detectado como válido, si y sólo si:

$$NFA(r) \leq \varepsilon$$

donde empíricamente  $\varepsilon = 1$  para todos los casos.

Si se toma en cuenta que cada píxel del gradiente de la imagen ruidosa toma un valor independiente de los demás, se concluye que también lo harán el gradiente y el *level-line orientation field* de la misma. De esta manera, definido sobre ésta un segmento con cierta orientación, la probabilidad de que uno de sus píxeles cuente con la misma orientación, a menos de la ya mencionada tolerancia  $\tau$ ;



será:

$$p = \frac{\tau}{\pi}$$

además, se puede modelar la probabilidad de que cierto rectángulo en la imagen ruidosa, con cualquier orientación, formado por  $n(r)$  píxeles, cuente con al menos  $k(r)$  de ellos alineados, como una distribución binomial:

$$P_{H_0}[k(r, X) \geq k(r, x)] = B(n(r), k(r), p).$$

Finalmente, el valor *Number of False Alarms* será calculado para cada segmento detectado en la imagen analizada de la siguiente manera:

$$NFA(r, x) = B(n(r), k(r), p);$$

si dicho valor es menor o igual a  $\varepsilon = 1$ , el segmento se tomará como válido; de lo contrario se descartará.

## 2.5. Optimización del algoritmo para tiempo real

[4].

---

# Bibliografía

- [1] J. García Ocón. Autocalibración y sincronización de múltiples cámaras plz. 2007.
- [2] B. Furht. *The Handbook of Augmented Reality*. 2011.
- [3] C. Avellone and G. Capdehourat. Posicionamiento indoor con señales wifi. 2010.
- [4] Philip David, Daniel Dementhon, Ramani Duraiswami, and Hanan Samet. Simultaneous pose and correspondence determination using line features. pages 424–431, 2003.
- [5] Philip David, Daniel Dementhon, Ramani Duraiswami, and Hanan Samet. Softposit: Simultaneous pose and correspondence determination. pages 424–431, 2002.
- [6] Daniel F. DeMenthon and Larry S. Davis. Model-based object pose in 25 lines of code. *International Journal of Computer Vision*, 15:123–141, 1995.
- [7] R. Grompone von Gioi, J. Jakubowicz, J. M. Morel, and G. Randall. Lsd: A fast line segment detector with a false detection control. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(4):722–732, April 2010.
- [8] R. I. Hartley and A. Zisserman. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, ISBN: 0521540518, second edition, 2004.
- [9] V. Lepetit and P. Fua. Monocular model-based 3d tracking of rigid objects: A survey. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 1(1):1–89, 2005.