

## Patrones táctiles aleatorios con unicidad local para estimar la pose de un sensor táctil sobre superficies instrumentadas

García-Gómez, M.<sup>a,\*</sup>, Sánchez-Girón, C.<sup>a</sup>, Duque-Domingo, J.<sup>a</sup>, Gómez-García-Bermejo, J.<sup>a,b</sup>, Zalama, E.<sup>a,b</sup>

<sup>a</sup>Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, ITAP, Universidad de Valladolid, C/Dr Mergelina s/n, 47011 Valladolid, España

<sup>b</sup>CARTIF Centro Tecnológico 47151, Valladolid, España

### Resumen

Los sensores táctiles ópticos capturan con alta resolución el microrrelieve durante el contacto, revelando estructuras y texturas difíciles de observar con visión convencional. Este trabajo explora su uso como fuente de posicionamiento absoluto cuando el sensor interactúa con una superficie diseñada específicamente para ello. Proponemos superficies instrumentadas cuyo microrelieve actúa como un mapa táctil: cualquier región observable genera una firma suficientemente distintiva para estimar la pose planar del sensor a partir de una sola lectura. El enfoque traslada parte de la complejidad al diseño del entorno, buscando patrones robustos a incertidumbres realistas de medida y a contacto parcial. La validación combina experimentos en simulación y con un sensor real, evaluando la tasa de éxito bajo degradaciones controladas. Los resultados muestran localización estable en condiciones nominales y una degradación progresiva cuando disminuye la información observable, indicando la viabilidad práctica de la localización táctil absoluta mediante superficies instrumentadas.

*Palabras clave:* Tecnología robótica, Percepción y detección, Información y fusión de sensores, Navegación y control de orientación, Robots manipuladores

### Random tactile patterns with local uniqueness for estimating the pose of a tactile sensor on instrumented surfaces

#### Abstract

Optical tactile sensors capture high-resolution micro-relief during contact, revealing structures and textures that are difficult to observe with conventional vision. This work explores their use as a source of absolute positioning when the sensor interacts with a surface specifically designed for this purpose. We propose instrumented surfaces whose micro-relief acts as a tactile map: any observable region generates a signature distinctive enough to estimate the planar pose of the sensor from a single reading. The approach shifts part of the complexity to the design of the environment, seeking patterns that are robust to realistic measurement uncertainties and partial contact. Validation combines simulation experiments and experiments with a real sensor, evaluating the success rate under controlled degradations. The results show stable localization under nominal conditions and progressive degradation as observable information decreases, indicating the practical feasibility of absolute tactile localization using instrumented surfaces.

*Keywords:* Robotics technology, Perception and sensing, Information and sensor fusion, Guidance navigation and control, Robots manipulators

## 1. Introducción

Los sensores táctiles ópticos se han consolidado como una herramienta potente para capturar, durante el contacto, información de microrrelieve y textura con un gran nivel de detalle. En la práctica, esto permite “ver” la superficie tocada: aparecen bordes, discontinuidades y estructuras geométricas que,

para una cámara convencional, podrían estar ocluidas o resultar irrelevantes. Tradicionalmente, esta señal se explota para caracterizar materiales (Zeng et al., 2026), estimar la geometría local (Zhao and Adelson, 2023), detectar el deslizamiento (Jawale et al., 2024) o estudiar el estado de contacto.

En este trabajo proponemos un uso complementario: con-

\*Autor para correspondencia: miguel.garcia.gomez@uva.es

vertir esa lectura táctil en una señal de posicionamiento cuando el sensor contacta con un objeto cuya superficie ha sido diseñada específicamente para ello. Aprovechamos la capacidad de un sensor táctil GelSight Mini para medir texturas y diseñamos un soporte físico (una superficie instrumentada) cuya topografía actúe como un “mapa” táctil. El objetivo es que cualquier región observable por el sensor produzca una firma táctil distintiva para permitir el posicionamiento absoluto en el plano. Bajo este planteamiento, la localización se convierte en un problema de estimación de pose SE(2) a partir de una sola lectura, siempre que el patrón cumpla propiedades de unicidad local compatibles con las limitaciones del sensor.

Nuestra contribución se articula en dos partes. Primero, formulamos un procedimiento de diseño y generación de patrones que busca maximizar la unicidad de las observaciones dentro del radio observable del sensor, incorporando un modelo práctico de incertidumbre de medida y restricciones de visibilidad. Segundo, proponemos un pipeline geométrico de estimación de pose que convierte cada imagen táctil en un conjunto discreto de primitivas detectadas (con posición y tipo), genera hipótesis de correspondencia a partir de tripletas, estima la transformación rígida mediante alineamiento por SVD, y valida la hipótesis mediante verificación robusta por consenso. El resultado es un sistema capaz de recuperar la pose plana del sensor respecto al patrón global con robustez ante ruido.

El artículo se organiza de la siguiente manera: La Sección 2 revisa el estado del arte en localización táctil y sensores ópticos; la Sección 3 describe la metodología, incluyendo el diseño del patrón, la detección de primitivas y el estimador de pose; la Sección 4 presenta la evaluación experimental en simulación y en el sistema real; finalmente, la Sección 5 concluye el trabajo y discute líneas futuras.

## 2. Estado del arte

Los sensores visuo-táctiles de alta resolución han convertido el contacto en una observación rica, comparable a una imagen, lo que ha impulsado líneas de trabajo centradas en reconstrucción y mapeo de superficies a partir de contactos sucesivos y localización mediante alineamiento entre observaciones táctiles y modelos. Un antecedente cercano es (Suresh et al., 2022) que propone un método de reconstrucción 3D incremental que integra información de una cámara de profundidad y un sensor GelSight (Yuan et al., 2017). Autores como (Bauza et al., 2024) estudian mapeo y localización con observaciones táctiles usando sensores tipo GelSlim, combinando el tacto y la cinemática para reconstruir una forma global y registrar nuevos contactos. Otro ejemplo es (Hu et al., 2024) que desarrolla un sensor visuo-táctil de palma denominado GelStereo Palm 2.0, el cual integra un pipeline de reconstrucción activa capaz de recuperar superficies irregulares con una precisión milimétrica. Asimismo, se han propuesto enfoques para escenarios de mayor alcance temporal, como GelSLAM (SLAM táctil 3D) (Huang et al., 2025), que integra contactos sucesivos para estimar simultáneamente mapa y trayectoria. En paralelo, han aparecido métodos de alineamiento 6DoF entre observaciones táctiles y modelos CAD; por ejemplo, TacLoc (Zhang et al., 2025) plantea un registro basado en correspondencias geométricas y verificación robusta para estimar la pose respecto a un modelo.

La codificación de posición absoluta a partir de una observación local pequeña tiene un precedente claro en sistemas de papel digital: el patrón de micro-puntos Anoto (Heindl, 2023) está diseñado para que una subventana observada sea suficiente para recuperar posición y orientación en un área grande, evitando repeticiones locales mediante codificación estructurada. Aunque es un contexto óptico, el principio es transferible: si cada región local es distinguible, la localización se reduce a un problema de correspondencia robusto a rotación, ruido y contacto parcial.

Inspirados por esta filosofía, proponemos patrones táctiles localmente únicos como microrelieve fabricable, legible por un sensor táctil óptico. A diferencia de una codificación determinista cerrada, empleamos patrones aleatorios con restricciones y optimización bajo un modelo de tolerancias.

Este trabajo combina estas ideas en un marco práctico para superficies instrumentadas: generación de patrones con unicidad local y localización  $(x, y, \theta)$  sobre esos patrones mediante algoritmos geométricos.

## 3. Metodología

Nuestra propuesta combina, por un lado, el diseño de una superficie instrumentada con un microrelieve localmente distinguible bajo un modelo de observación práctico y, por otro, un estimador geométrico de pose en SE(2). Este estimador transforma cada imagen táctil capturada con un sensor óptico GelSight Mini en un conjunto discreto de primitivas, y resuelve la localización mediante la generación de hipótesis a partir de tripletas, su alineamiento en forma cerrada y una etapa de verificación robusta.

### 3.1. Diseño de la superficie instrumentada

Sea la placa de dimensiones  $W \times H$  y un conjunto de primitivas  $P = \{(p_i, \tau_i)\}_{i=1}^N$ , donde  $p_i \in \mathbb{R}^2$  es la posición en el marco global y  $\tau_i \in \{0, 1\}$  denota el tipo. El objetivo es que cualquier región observable por el sensor produzca una firma suficientemente única para permitir el posicionamiento absoluto.

#### 3.1.1. Inicialización espacial

Para evitar acumulaciones densas y grandes huecos sin información, se inicializan las posiciones mediante muestreo Poisson disk (Bridson, 2007) imponiendo una distancia mínima  $d_{\min}$  y un margen perimetral  $m$ :

$$\|p_i - p_j\| \geq d_{\min}, \quad \forall i \neq j, \quad (1)$$

con  $p_i$  restringidos al interior útil de la placa. Los tipos  $\tau_i$  se asignan aleatoriamente para aumentar la entropía del patrón.

#### 3.1.2. Modelo de observación local

Modelamos el campo de visión efectivo del GelSight Mini como un radio observable  $R_s$ . Para un punto  $p_i$ , su vecindad observable se define como:

$$\mathcal{N}_i = \{j \mid 0 < \|p_i - p_j\| \leq R_s\}. \quad (2)$$

Se exige un mínimo de vecinos observables para garantizar la observabilidad geométrica:

$$|\mathcal{N}_i| \geq N_{\min}. \quad (3)$$

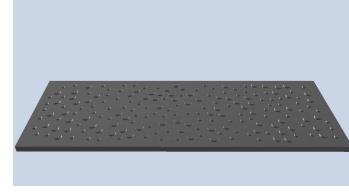
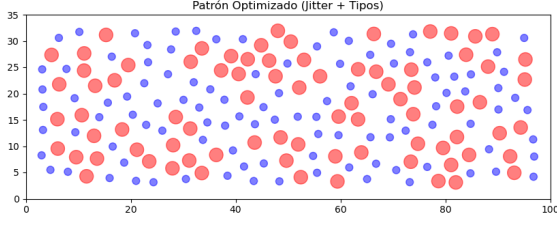


Figura 1: (Izq.) Patrón 2D optimizado. (Der.) Modelo CAD/STL de la placa instrumentada.

Para capturar tolerancias de fabricación, deformación del elastómero y ruido de medida, cuantizamos distancias relativas con paso  $\varepsilon$ :

$$\hat{d}_{ij} = \text{round}\left(\frac{\|p_i - p_j\|}{\varepsilon}\right). \quad (4)$$

Definimos la firma local  $S_i$  como el multiconjunto ordenado de pares distancia-tipo en la vecindad:

$$S_i = \text{sort}\left(\left(\hat{d}_{ij}, \tau_j\right)_{j \in \mathcal{N}_i}\right). \quad (5)$$

La ordenación hace que la firma sea invariante al orden de los vecinos y reduce la sensibilidad a la orientación del sensor en la medida en que el conjunto de vecinos observados se mantiene.

### 3.1.3. Optimización para evitar colisiones

Una colisión se produce cuando dos ubicaciones distintas generan la misma firma ( $S_i = S_k, i \neq k$ ), lo que induce ambigüedad. Se aplica un optimizador iterativo que detecta colisiones (con consultas eficientes de vecindad mediante KDTree) y perturba los puntos conflictivos mediante:

1. Mutación de tipo: Se invierte probabilísticamente el tipo de la primitiva  $t_i \leftarrow 1 - t_i$ .
2. Desplazamiento espacial: Se aplica una traslación aleatoria continua a la coordenada:

$$p_i^{(new)} = p_i + \Delta p, \quad \text{donde } \Delta p \sim \mathcal{U}(-v, v) \quad (6)$$

siendo  $v$  la magnitud máxima de la corrección.

Este proceso se repite hasta que no se observan colisiones bajo el modelo y parámetros fijados ( $R_s, \varepsilon, N_{\min}$ ), o cuando se alcanza un número máximo de iteraciones sin mejora apreciable.

Finalmente, se genera automáticamente el modelo 3D (unión de cilindros de altura  $h$  sobre una base plana) y se exporta el STL junto con las coordenadas *ground-truth* ( $p_i, \tau_i$ ), que alimentan el mapa global empleado por el localizador. En la Figura 1, se muestra el patrón 2D materializado en una placa instrumentada.

## 3.2. Estimación de Pose

En ejecución, cada imagen táctil se transforma en un conjunto discreto de detecciones  $B = \{(b_k, \tau_k)\}_{k=1}^n$ , con  $b_k \in \mathbb{R}^2$  en el marco del sensor y  $\tau_k \in \{0, 1\}$ . Buscamos la pose planar del sensor respecto al mapa ( $R, t$ )  $\in \text{SO}(2) \times \mathbb{R}^2$ , tal que:

$$x_W = R x_S + t. \quad (7)$$

### 3.2.1. Extracción y tipado de primitivas

Las primitivas se detectan como blobs aproximadamente circulares mediante Transformada de Hough circular (Yuen et al., 1990) basada en gradiente, restringiendo el rango de radios y la distancia mínima entre centros, como se muestra en la Figura 2. Cada detección se etiqueta por tipo según un umbral  $r_{\text{split}}$  entre ambos tamaños:

$$\tau_k = \begin{cases} 0, & r_k \leq r_{\text{split}}, \\ 1, & r_k > r_{\text{split}}. \end{cases} \quad (8)$$

Los centros detectados en la imagen, en coordenadas de píxel ( $u_k, v_k$ ), se transforman a coordenadas métricas en el marco del sensor mediante el factor de escala  $s$  (mm/píxel) y el centro de imagen  $u_0 = (u_0, v_0)$ :

$$x_k = (u_k - u_0) s, \quad y_k = (v_0 - v_k) s. \quad (9)$$

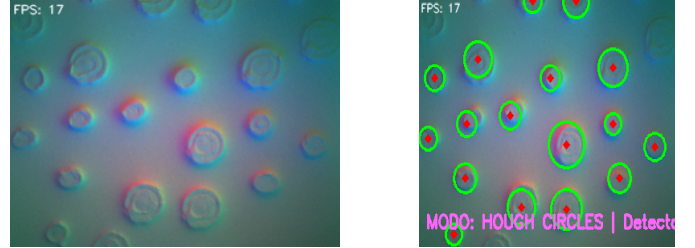


Figura 2: Extracción de primitivas: (a) ejemplo de imagen del sensor; (b) detecciones mediante Hough circular.

### 3.2.2. Biblioteca de tripletas del mapa

Para generar hipótesis con un conjunto mínimo, precomputamos una biblioteca de triángulos del mapa. Dada una tripleta no colineal  $\{u_1, u_2, u_3\}$ , usamos como descriptor invariante el vector de lados ordenados:

$$d(u_1, u_2, u_3) = \text{sort}(\|u_1 - u_2\|, \|u_2 - u_3\|, \|u_3 - u_1\|) \in \mathbb{R}^3. \quad (10)$$

La biblioteca almacena, para cada triángulo, su descriptor, sus vértices en el mapa y el multiconjunto de tipos  $\{\tau\}$ . Para acelerar la búsqueda se indexa por clave de tipos (p. ej., “001”, “011”).

### 3.2.3. Generación de hipótesis y verificación robusta

Se emplea un esquema RANSAC: se muestrean tripletas observadas, se recuperan triángulos candidatos del mapa con clave de tipos compatible y descriptor cercano (lados similares dentro de  $\tau_\Delta$ ), y se evalúan las permutaciones de vértices consistentes con los tipos para obtener correspondencias 2D–2D. Para cada

correspondencia se estima  $(R, t)$  en forma cerrada (Procrustes/SVD) (Goodall, 1991) y se puntúa por consenso de *inliers*. Un punto observado es *inlier* si, tras proyectarlo al mapa,

$$\hat{p}_k = R b_k + t, \quad (11)$$

su vecino más cercano en el mapa (consultado con KDTree) está a una distancia menor que un umbral  $\delta$  y coincide con el tipo.

#### 3.2.4. Solución cerrada por SVD (Procrustes)

Dadas las correspondencias  $\{(b_k, p_k)\}_{k=1}^m$  con  $m \geq 3$ , el alineamiento rígido en mínimos cuadrados se obtiene centrando por centroides  $\bar{b}, \bar{p}$ , formando

$$H = (B - \bar{b})(P - \bar{p})^T \in \mathbb{R}^{2 \times 2}, \quad (12)$$

y aplicando SVD  $H = U\Sigma V^T$ . Entonces:

$$R = UV^T, \quad t = \bar{p} - R\bar{b}, \quad (13)$$

ajustando el signo si fuese necesario para asegurar  $\det(R) = +1$ . Tras seleccionar la hipótesis con mayor consenso, se refina re-computando  $(R, t)$  con todos los *inliers*.

La estimación planar requiere al menos tres puntos no colineales; por ello, el diseño del patrón (densidad y unicidad local en  $R_s$ ) es clave para mantener robustez ante contacto parcial y ruido.

## 4. Evaluación experimental

La evaluación persigue tres objetivos: verificar que el patrón diseñado induce observaciones localmente distinguibles dentro del radio observable del sensor; analizar la robustez del estimador ante degradaciones realistas; y comprobar la viabilidad computacional del pipeline completo con el GelSight Mini real.

### 4.1. Protocolo experimental y métricas

En simulación, donde la pose real exacta  $T^* = (R^*, t^*)$  es conocida, se emplean las siguientes métricas:

- Error de posición:

$$e_{\text{pos}} = \|t - t^*\|_2. \quad (14)$$

- Error angular:

$$e_{\theta} = \min(|\theta - \theta^*|, 360^\circ - |\theta - \theta^*|). \quad (15)$$

- Tasa de éxito: Fracción de ensayos en los que la pose estimada es válida y cumple

$$e_{\text{pos}} < \tau_p, \quad e_{\theta} < \tau_{\theta}.$$

Antes de generar el patrón, se fijan los parámetros del modelo de observación del sensor que intervienen en la firma local  $S_i$  (Sección 3.1.2). En particular, se define una vecindad mediante un radio observable  $R_s$  que aproxima el área del patrón visible en una observación típica del GelSight Mini; en nuestros

experimentos, fijamos  $R_s = 8,0$  mm (disco equivalente al campo útil). Para absorber errores en la estimación de centros y pequeñas deformaciones del gel, se emplea una tolerancia métrica  $\varepsilon = 0,1$  mm en la cuantización de distancias usada por  $S_i$ . Además, se exige un mínimo de  $N_{\text{mín}} = 4$  vecinos dentro de  $R_s$  para evitar firmas poco informativas en contactos demasiado parciales.

Los experimentos se realizan sobre el patrón final generado siguiendo el procedimiento de la Sección 3.1 y posteriormente materializado en una placa física (ver Figura 1). La placa tiene dimensiones  $W = 100$  mm  $\times$   $H = 35$  mm, espesor 2 mm y un margen perimetral libre de primitivas de 3 mm. El patrón está compuesto por microp primitivas circulares de dos tipos (dos radios),  $r_s = 0,7$  mm y  $r_l = 1,3$  mm, imponiendo una separación mínima entre centros de  $d_{\text{mín}} = 3,2$  mm. La altura nominal del relieve es  $h = 0,6$  mm. Estos parámetros se mantienen fijos en todos los experimentos y definen el mapa empleado por el localizador.

El sensor GelSight proporciona imágenes de  $320 \times 240$  píxeles, con resolución espacial  $s = 0,0635$  mm/px.

Para separar el rendimiento del estimador geométrico de pose del rendimiento del detector de primitivas, evaluamos el sistema en dos configuraciones. En una simulación controlada utilizamos un detector idealizado basado en segmentación binaria y contornos, que proporciona centros mediante momentos y clasifica el tipo por área. Esta elección evita introducir fallos específicos del detector y permite analizar de forma aislada la robustez del localizador frente a perturbaciones controladas. En datos reales, empleamos el detector del sistema final, basado en la transformada de Hough circular, cuyos hiperparámetros se reportan en la Tabla 2.

Además, los hiperparámetros del localizador se fijan como sigue: tolerancia del descriptor triangular  $\tau_{\Delta} = 0,6$  mm (diferencia máxima permitida en las longitudes de lado) y umbral de *inlier*  $\delta = 0,8$  mm (distancia al vecino más cercano del mapa con tipo coincidente). RANSAC se ejecuta con  $N_{\text{máx}} = 100$  iteraciones (acotado por  $\binom{n}{3}$ ) y parada temprana cuando  $N_{\text{inliers}} \geq n - 1$ .

### 4.2. Estudio controlado en simulación

Con el objetivo de analizar por separado el diseño del patrón y el estimador geométrico, se implementó un generador sintético de observaciones táctiles. Dada una pose  $(x, y, \theta)$ , las primitivas del mapa que caen dentro del campo de visión se expresan en el marco local del sensor mediante

$$b_k = R(\theta)^T(p_k - t), \quad t = (x, y)^T. \quad (16)$$

Los puntos  $b_k$  se proyectan a píxeles y se renderizan como discos ideales para obtener una imagen binaria de contacto.

Sobre cada imagen renderizada se introducen perturbaciones controladas que modelan dos efectos dominantes en el sistema: incertidumbre en la localización de centros y pequeñas deformaciones locales, y contacto parcial (pérdida de puntos visibles), como se observa en la Figura 3. En concreto, se consideran:

- Jitter posicional  $\sigma_{\text{jitter}}$ : desplazamiento aleatorio de los centros en píxeles.

- Pérdidas por contacto parcial  $N_{\text{miss}}$ : supresión aleatoria de un número fijo de discos renderizados.

A partir de las imágenes sintéticas, las primitivas se extraen mediante umbralización global y contornos; los centros se estiman por momentos. El tipo se clasifica por área, comparando con un umbral situado entre las áreas ideales asociadas a ambos radios. Para evitar sesgos debidos a recortes, se descartan blobs que intersectan el borde de la imagen.

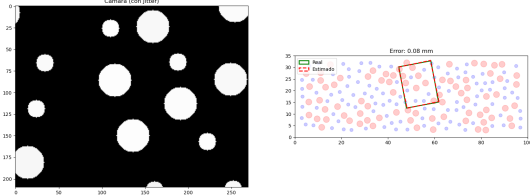


Figura 3: Ejemplo de simulación con perturbaciones controladas. Izquierda: imagen sintética del contacto tras aplicar *jitter* y pérdidas de puntos. Derecha: superposición de la pose real (verde) y la estimada (rojo discontinuo) sobre el mapa global, con un error de traslación de 0,08 mm en este caso.

Para cada condición ( $\sigma_{\text{jitter}}, N_{\text{miss}}$ ) se generan 1000 poses uniformes dentro de la región válida del tablero. En cada ensayo se sintetiza la imagen con las perturbaciones especificadas, se detectan y etiquetan las primitivas y se ejecuta el estimador geométrico. El rendimiento se resume mediante la tasa de éxito, considerando como éxito aquellos casos que cumplen  $e_{\text{pos}} < \tau_p$  y  $e_{\theta} < \tau_{\theta}$  (en nuestros experimentos,  $\tau_p = 2$  mm y  $\tau_{\theta} = 5^{\circ}$ ).

#### 4.2.1. Resultados en simulación

La Tabla 1 muestra la tasa de éxito en función de  $\sigma_{\text{jitter}}$  y  $N_{\text{miss}}$ . En el régimen nominal (bajo  $\sigma_{\text{jitter}}$  y pocas pérdidas) el método mantiene una tasa de acierto cercana al 100 % y tiempos estables ( $\sim 5.1$  ms).

Al incrementar  $\sigma_{\text{jitter}}$ , las distancias internas de las tripletas se deforman y disminuye la compatibilidad geométrica con el mapa: se generan más hipótesis plausibles (o se requieren más iteraciones de consenso) antes de encontrar una con soporte suficiente, y en muchos casos no se alcanza consenso. En consecuencia, además de aumentar los fallos, el tiempo de ejecución tiende a crecer al tener que evaluar y verificar un mayor número de candidatos.

Cuando crece  $N_{\text{miss}}$ , la observación contiene menos puntos, lo que reduce el soporte geométrico y aumenta la ambigüedad: la tasa de éxito cae principalmente por insuficiencia de restricciones (menos tripletas informativas y menor consenso). En este caso, el coste computacional tiende a no aumentar e incluso puede disminuir, ya que se generan menos combinaciones de tripletas y se verifican menos candidatos.

Tabla 1: Tasa de acierto en simulación para distintos niveles de  $\sigma_{\text{jitter}}$  (px) y  $N_{\text{miss}}$ . Umbrales:  $\tau_p = 2$  mm y  $\tau_{\theta} = 5^{\circ}$ .

$N_{\text{miss}}$	$\sigma_{\text{jitter}}$ (px)			
	0.00	1.25	2.5	3.75
0	100	99.9	99.7	99.5
3	100	99.8	99.6	99.0
6	98.1	96.7	96.7	96.5
9	83.0	82.6	80.8	77.5

### 4.3. Validación con *GelSight* real

Para validar el comportamiento fuera del entorno sintético, se capturaron imágenes reales de contacto sobre la placa fabricada y se procesaron tanto en modo *offline* como en ejecución en tiempo real.

#### 4.3.1. Ajuste del detector

Antes de presentar los resultados, describimos el ajuste de los hiperparámetros del detector de círculos por Hough utilizado para extraer las primitivas en imágenes reales del *GelSight*. A partir de la calibración geométrica del sistema (resolución  $s = 0,0635$  mm/px) y de las dimensiones del patrón (radios  $r_s = 0,7$  mm y  $r_l = 1,3$  mm, separación mínima entre centros  $d_{\text{mín}} = 3,2$  mm), se obtienen valores iniciales teóricos en píxeles:  $r_s \approx 11$  px,  $r_l \approx 20$  px y  $d_{\text{mín}} \approx 50$  px. En consecuencia, se fija  $\text{minDist} = 50$  para evitar detecciones duplicadas sobre la misma primitiva y se restringe el rango de radios a  $\text{minRadius} = 9$  y  $\text{maxRadius} = 24$  para cubrir ambos tamaños con margen frente a deformación del contacto y variabilidad en la respuesta óptica del elastómero.

Para el *tipado* de las detecciones (esto es, distinguir si cada círculo corresponde a una primitiva pequeña o grande) se emplea  $r_{\text{split}} = 16$  px como umbral intermedio entre ambos tamaños, expresado en píxeles según la resolución del sensor. El prefiltrado *medianBlur* reduce ruido impulsivo preservando bordes, mientras que  $dp = 1$  mantiene la resolución del acumulador (misma resolución que la imagen). Finalmente, se ajustan empíricamente el umbral del detector de bordes (Canny) y el umbral de decisión del acumulador de Hough para equilibrar *precision/recall*. En concreto, el umbral del detector de bordes determina qué transiciones de intensidad se consideran borde, y el umbral del acumulador controla cuándo un máximo se acepta como círculo (valores mayores reducen falsos positivos a costa de perder detecciones).

Tabla 2: Parámetros finales del detector Hough circular.

Parámetro	Valor
<i>medianBlur</i> (ksize)	3
<i>dp</i>	1
<i>minDist</i> (px)	50
Umbral Canny ( $T_{\text{high}}$ )	34
Umbral acumulador Hough ( $T_{\text{acc}}$ )	12
<i>minRadius</i> (px)	9
<i>maxRadius</i> (px)	24

#### 4.3.2. Resultados cualitativos y en tiempo real.

En secuencias reales, el sistema recupera la pose de forma consistente siempre que el contacto cubra un conjunto suficiente de primitivas y sean detectadas. Incluso en presencia de pequeñas pérdidas de detección, el consenso robusto permite estabilizar la estimación. Las Figuras 4 y 5 muestran dos ejemplos representativos en los que tanto la detección de primitivas como la estimación de pose son correctas, ilustrando la alineación visual entre la región de contacto y la pose estimada sobre el mapa.

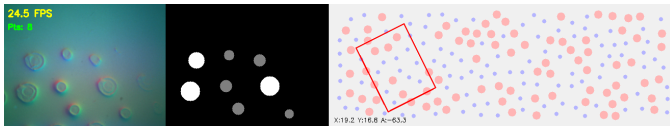


Figura 4: Ejemplo real (I): imagen de contacto y detecciones.



Figura 5: Ejemplo real (I): pose estimada sobre el mapa global.

Cuando el número de detecciones es insuficiente o la configuración es degenerada, el sistema entra en estado perdido.

Un aspecto relevante es que, en ciertos casos, el estimador puede recuperar una pose correcta incluso cuando el detector presenta errores parciales. Las Figuras 6 y 7 muestran un ejemplo de este comportamiento: aunque la detección contiene detecciones malas, el esquema de consenso rechaza outliers y mantiene suficientes correspondencias coherentes para seleccionar la hipótesis correcta y obtener una localización estable.

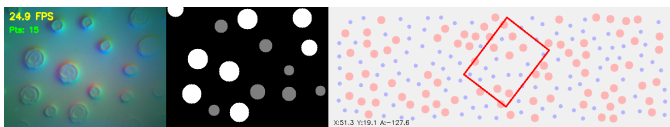


Figura 6: Ejemplo real (II): detección degradada con fallo en el tipo de círculo.



Figura 7: Ejemplo real (II): pese a la detección degradada, pose estimada correcta.

## 5. Conclusiones y trabajo futuro

En este trabajo hemos propuesto un enfoque de posicionamiento táctil basado en un entorno instrumentado: en lugar de abordar la localización táctil sobre superficies arbitrarias, diseñamos una placa con microprimitivas cuya distribución es localmente distinguible dentro del campo observable del sensor. Sobre este soporte, planteamos un estimador geométrico de pose plana  $(x, y, \theta)$ .

Los resultados en simulación muestran que el método es especialmente robusto cuando se preserva un número suficiente de primitivas visibles y el error de detección de centros es moderado. En particular, el estudio controlado evidencia el papel complementario de dos degradaciones dominantes: el *jitter* posicional reduce la compatibilidad geométrica con el mapa, incrementando tanto la tasa de fallo como el coste computacional al requerir más hipótesis para alcanzar consenso; mientras

que la pérdida de primitivas ( $N_{\text{miss}}$ ) degrada principalmente por falta de soporte geométrico, aumentando la ambigüedad pero sin necesariamente penalizar el tiempo debido a la reducción del número de combinaciones evaluadas. En datos reales, los ejemplos cualitativos confirman la viabilidad del pipeline completo con un Gelsight Mini y la coherencia de la pose estimada cuando el contacto es estable.

Como limitaciones, el enfoque depende de contar con detecciones no colineales suficientes y de una calibración consistente de escala; los contactos extremadamente parciales, deformaciones fuera del plano o fallos sistemáticos de detección pueden comprometer la estimación.

Como líneas futuras, este enfoque abre la puerta a aplicaciones donde el contacto con una superficie instrumentada pueda emplearse como una referencia táctil de posición: auto-calibración, proporcionando un “cero” táctil repetible sin necesidad de visión externa o guiado de inserciones o ensamblajes sobre útiles con relieve, donde la pose estimada durante el contacto permita corregir pequeñas desviaciones antes de la inserción.

## Agradecimientos

La investigación que se presenta en este trabajo ha recibido financiación del proyecto SOROCARE PID2024-157671OB-I00 financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033/ FEDER, UE.

## Referencias

- Bauza, M., Bronars, A., Hou, Y., Taylor, I., Chavan-Daffe, N., Rodriguez, A., 2024. Simple, a visuotactile method learned in simulation to precisely pick, localize, regrasp, and place objects. *Science Robotics* 9 (91), eadi8808.
- Bridson, R., 2007. Fast poisson disk sampling in arbitrary dimensions. *SIGGRAPH sketches* 10 (1), 1.
- Goodall, C., 1991. Procrustes methods in the statistical analysis of shape. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* 53 (2), 285–321.
- Heindl, C., 2023. *py-microdots: Position encoding in the euclidean plane based on the anoto codec*. In: *Science and Information Conference*. Springer, pp. 219–235.
- Hu, J., Cui, S., Wang, S., Wang, R., Wang, Y., 2024. Active shape reconstruction using a novel visuotactile palm sensor. *Biomimetic Intelligence and Robotics* 4 (3), 100167.
- Huang, H.-J., Mirzaee, M. A., Kaess, M., Yuan, W., 2025. Gelslam: A real-time, high-fidelity, and robust 3d tactile slam system. *arXiv preprint arXiv:2508.15990*.
- Jawale, N., Kaur, N., Santoso, A., Hu, X., Chen, X., 2024. Learned slip-detection-severity framework using tactile deformation field feedback for robotic manipulation. In: *2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, pp. 13569–13576.
- Suresh, S., Si, Z., Mangelson, J. G., Yuan, W., Kaess, M., 2022. Shapemap 3-d: Efficient shape mapping through dense touch and vision. In: *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, pp. 7073–7080.
- Yuan, W., Dong, S., Adelson, E. H., 2017. Gelsight: High-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force. *Sensors* 17 (12).
- Yuen, H., Princen, J., Illingworth, J., Kittler, J., 1990. Comparative study of hough transform methods for circle finding. *Image and vision computing* 8 (1), 71–77.
- Zeng, Y., Lan, C., Xu, Y., 2026. Gelsight dual-modal tactile data compression for machines. *Digital Signal Processing* 168, 105696.
- Zhang, Z., Zhang, F., Yin, H., 2025. Tacloc: Global tactile localization on objects from a registration perspective. In: *IROS 2025 Workshop on Tactile Sensing Toward Robot Dexterity and Intelligence*.
- Zhao, J., Adelson, E. H., 2023. Gelsight svelte: A human finger-shaped single-camera tactile robot finger with large sensing coverage and proprioceptive sensing. In: *2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, pp. 8979–8984.