

INTEGRACIÓN SENSORIAL EN ROBÓTICA EMPLEANDO CLASIFICACIÓN DIFUSA

JORGE ALBERTO GARCÍA MUÑOZ*

Resumen:

Este trabajo presenta una propuesta de integración sensorial de configuración y fuerzas de reacción para identificación de estados en tareas de ensamblado con manipuladores robóticos en presencia de incertidumbre. Esta propuesta se basa en la aplicación del algoritmo de clasificación difusa c-promedios difusos al conjunto de datos sensoriales.

Palabras claves: Clasificación difusa, integración sensorial, robótica.

INTRODUCCIÓN

El empleo de robots en la industria está orientado generalmente a tareas desarrolladas en ambientes altamente estructurados y que no requieren de mucha precisión, tales como soldadura o pintura. La dificultad de programación y la incertidumbre geométrica limitan su aplicación a otras tareas más complejas.

Sin embargo, los robots se han ido incorporando progresivamente a la realización de operaciones de manufactura, en las que el manipulador interactúa ampliamente con objetos del entorno. Algunos ejemplos de este tipo de operaciones se pueden encontrar en tareas de ensamblado y montaje de piezas, mecanizado, taladrado, desbarbado, torneado, y rectificado, por citar algunos.

En todas estas tareas, el robot se mantiene en contacto con objetos del entorno, lo cual restringe de alguna manera su movimiento. Para su control es preciso incorporar al robot la posibilidad de captar esfuerzos para modificar movimientos previamente programados, adaptándose a las restricciones externas.

El empleo de mecanismos de percepción permite a un sistema obtener información sobre sí mismo y su entorno para dirigir o modificar su comportamiento de acuerdo con esta información. De esta forma, los sensores pueden clasificarse en dos categorías principales: *sensores de estado interno*, que proporcionan información de las variables propias del sistema y *sensores de estado externo*, cuyo objetivo es obtener información del ambiente que rodea al sistema.

Los robots inteligentes se caracterizan por un alto grado de autonomía y flexibilidad que se consigue solamente mediante

el empleo de un conjunto de sensores que conforman un sistema multisensorial. No existe un sensor que por sí mismo sea capaz de obtener toda la información requerida por el robot para realizar una tarea compleja. En general, un solo sensor proporciona observaciones del ambiente limitadas, dispersas y generalmente con ruido. Por lo anterior, es necesaria la contribución de varios sensores para construir y actualizar un modelo robusto del entorno.

Un sistema multisensorial puede ser la simple suma de los diferentes sensores, cada uno de ellos tomando un tipo simple de información de alcance limitado y procesando esta información de manera independiente. No obstante, es evidente que la combinación de varios datos sensoriales proporciona una percepción más rica y confiable del ambiente que la evaluación independiente de algunos datos.

Se han desarrollado algunas propuestas para la automatización de tareas de ensamblado con robots. Sin embargo, casi todas enfrentan el mismo problema: la necesidad de identificar la situación de contactos actual a partir de la información sensorial.

* Nació en Torreón Coahuila, México el 14 de marzo de 1966. Recibió su grado de Doctor en Ciencias en Ingeniería Eléctrica en el Instituto Tecnológico de la Laguna, en Torreón, Coahuila, México en septiembre de 2004, y grado de Maestría en Ciencias en Ingeniería Eléctrica en la Universidad de Guanajuato, en la ciudad de Salamanca, Guanajuato, México en Agosto de 1997. Realizó una estancia de investigación en el Instituto de Organización y Control de Sistemas de la Universidad Politécnica de Cataluña en Barcelona, España de agosto de 1998 a Julio de 1999.

La confiabilidad de las tareas de ensamblado con manipuladores robóticos es afectada por la incertidumbre.

El conocimiento de las fuerzas de reacción es complemento natural de la información de configuración geométrica en presencia de incertidumbre, ya que implican una restricción en el espacio de configuraciones del robot. Las técnicas de integración sensorial tienen como objetivo combinar la información de diversos sensores para construir y actualizar un modelo del entorno que permita alcanzar una meta determinada. En este trabajo se presenta una propuesta de integración sensorial, basada en técnicas de clasificación difusa, que utiliza el conocimiento de la configuración del robot y las fuerzas generalizadas de reacción, considerando la incertidumbre de modelado y sensado.

ESTADO DEL ARTE

Integración Sensorial

En la referencia [1] se hace una distinción entre integración multisensorial y fusión multisensorial. Para los autores, la integración se refiere al empleo sistemático de los datos proporcionados por múltiples dispositivos sensoriales, mientras que la fusión multisensorial es un caso particular de la integración en la cual los datos sensoriales de varias fuentes se combinan en un solo dato representativo. No obstante, los términos integración y fusión, aplicados a la información sensorial se toman generalmente como sinónimos.

Los primeros trabajos sobre técnicas de integración sensorial datan de la década de los ochenta. En la referencia [2] se analiza el empleo de sistemas multisensoriales en reconocimiento de patrones, y en la [3] se propone la *Especificación de Sensores Lógicos* como una metodología para organizar sistemas multisensoriales de manera que se consiga una integración correcta y adecuada de los datos. Desde entonces, se han propuesto una gran variedad de sistemas de integración sensorial basadas en pruebas de hipótesis mediante modelos Bayesianos, [4], matriz de distancias de confianza, [5], estimación mediante criterios de costo y desempeño, [6], estimación de costo mediante la teoría de decisión Bayesiana, [7] y mediante filtros de Kalman, [8]. La mayoría de estos sistemas están basados en técnicas estadísticas, por lo que los sensores trabajan adecuadamente en ambientes estáticos. Basañez [9] presenta una clasificación general de estos métodos.

Modelado de la Tarea

En ausencia de incertidumbre, la información sobre la configuración geométrica del manipulador es suficiente para planificar y ejecutar una tarea de ensamblado. Sin embargo, cuando la incertidumbre geométrica es relevante, esta información generalmente no es suficiente, aunque sigue siendo

fundamental. Algunas incertidumbres geométricas pueden modelarse e incluirse en el proceso de diseño de planificación de la tarea.

Las principales fuentes de incertidumbre geométrica en manipulación robótica son:

- a) Tolerancias en la forma y tamaño de los objetos.
- b) Imprecisiones en la ubicación de los objetos en el espacio de trabajo.
- c) Imprecisión en la posición y orientación del robot.
- d) Imprecisión en la posición del objeto dentro de la pinza del robot.

Todas estas fuentes de incertidumbre se combinan en el espacio físico y determinan regiones de incertidumbre donde podrían ubicarse los vértices, bordes y caras de cada objeto.

El conocimiento de las fuerzas de reacción generalizadas es el complemento natural de la información de configuración geométrica en presencia de incertidumbre, ya que las fuerzas de reacción implican una restricción en el espacio de configuraciones del robot.

Como se muestra en la Figura 1, es posible determinar una situación de contacto en base a la observación de las fuerzas de reacción observadas. La dirección de una fuerza generalizada de reacción se ve afectada por las fuentes de incertidumbre geométrica y por las imprecisiones del sensor de fuerza/torque. La Figura 2 muestra 6 de las 12 posibles configuraciones de contacto en un plano entre un vástago cilíndrico y un orificio.

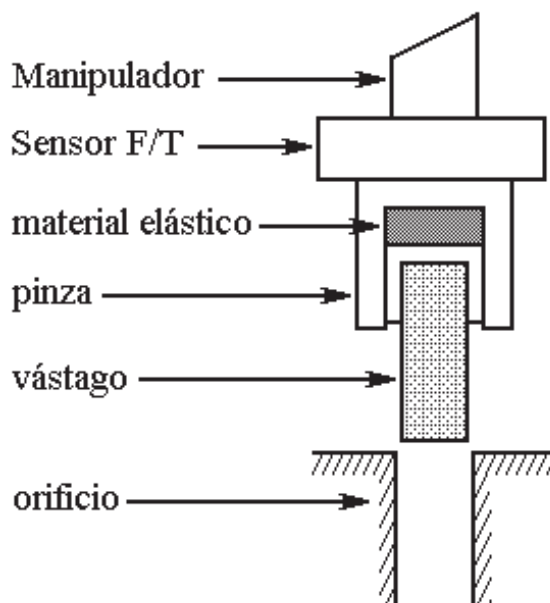


Fig. 1. Representación del elemento terminal del manipulador en una tarea de ensamblado. Se observa la ubicación de los sensores de fuerza/momento.

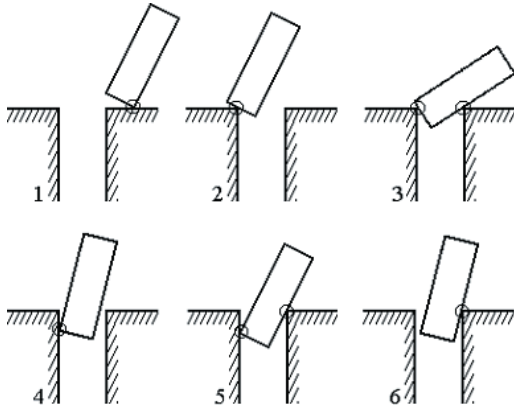


Fig. 2. Algunas configuraciones de contactos. Para tareas de ensamblado en un plano pueden observarse típicamente 12 configuraciones de contactos de las que se muestran 6.

Es posible asociar los datos de configuración geométrica con incertidumbre con los datos de las direcciones de las fuerzas generalizadas de reacción. Este conjunto conformará las características que determinan el estado actual de la tarea. La planificación de una tarea consistirá entonces en llegar al estado final, partiendo del estado actual percibido por los sensores y pasando por una serie de estados intermedios.

Para realizar eficazmente una tarea de ensamblado en presencia de incertidumbre, el manipulador deberá realizar una serie de movimientos tratando de acomodar las piezas para su correcto ensamble. Estos movimientos de acomodación estarán restringidos en el espacio por las fronteras entre los objetos, y serán determinados por el estado caracterizado por la información sensorial.

El empleo de técnicas de acomodación, ya sea pasiva o activa, permite realizar movimientos restringidos en presencia de incertidumbre mediante un mapeo de las fuerzas de reacción a movimientos de corrección.

Algunos trabajos recientes en cuanto a la identificación de contactos incluyen el empleo de redes neuronales para integración de fuerza y medidas de posición, Hovland [10], fusión de fuerza y visión mediante sistemas expertos, Thien [11], clasificación mediante reglas difusas de patrones de fuerza/torque obtenidos de los sensores [12], entre otras técnicas.

ANÁLISIS DE FUERZAS DE REACCIÓN

Representando una operación de ensamblado mediante la de inserción de un vástago cilíndrico sin chaflán en un orificio, se observan tres diferentes etapas: la etapa de aproximación, la de búsqueda y la de inserción.

La fase de aproximación consiste en el movimiento libre del manipulador, sin contacto con entidades de su ambiente, por lo

que solamente requiere del control convencional de posición. La fase de búsqueda se inicia en cuanto se detecta una fuerza de reacción en la punta de la herramienta. Es durante esta fase que se toman medidas de fuerza y posición que permiten determinar el estado de la tarea.

La fase de inserción es la etapa final de la tarea de ensamblado, y matemáticamente, el aspecto más complejo de la operación.

En un ensamble planar, los contactos entre el vástago y el orificio tienen lugar en uno o dos puntos. El diagrama de cuerpo libre del plano Z-X para la configuración 5 mostrada en la Figura 2, se muestra en la Figura 3. Para un vástago cilíndrico y una tarea de ensamble tridimensional, puede obtenerse un diagrama similar para el plano Z-Y.

Suponiendo que los cuerpos son infinitamente rígidos y de masa despreciable, se tiene en equilibrio cuasi-estático para esta posición de dos contactos:

$$\begin{aligned} \sum f_x = 0 &= f_x + f_1 \cos\theta - \mu f_1 \sin\theta - f_2 \\ \sum f_z = 0 &= f_z - f_1 \sin\theta - \mu f_1 \cos\theta - \mu f_2 \\ \sum M = 0 &= M - f_x L - f_z \frac{d}{2} + \mu f_2 d + f_2 l \end{aligned} \quad (1)$$

Combinando estas ecuaciones:

$$\begin{aligned} \frac{M}{F} = \sin\alpha &\left[L - \frac{D(\mu \cos\theta + \sin\theta) + d \left(\frac{\mu^2 - 1}{2} \sin 2\theta - \mu \cos 2\theta \right)}{1 - (\mu \sin\theta - \cos\theta)^2} \right] + \\ &+ \cos\alpha \left[\frac{d + D(\mu \sin\theta - \cos\theta)}{1 - (\mu \sin\theta - \cos\theta)^2} - \frac{d}{2} \right] \end{aligned} \quad (2)$$

Para la configuración 3 de la Figura 2 se tiene:

$$\begin{aligned} \sum f_x = 0 &= f_x - \mu f_1 - f_2 \\ \sum f_z = 0 &= f_z - f_1 + \mu f_2 \\ \sum M = 0 &= M - \mu f_1 L - f_1 \left(\frac{d}{2} - l_1 \right) - \mu f_2 \frac{d}{2} - f_2 (L - l_2) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\frac{M}{F} = \sin\alpha \left[L + D \frac{\mu \cos\theta - \sin\theta}{\mu^2 + 1} \right] + \cos\alpha \left[-\frac{d}{2} + D \frac{\cos\theta - \mu \sin\theta}{\mu^2 + 1} \right] \quad (4)$$

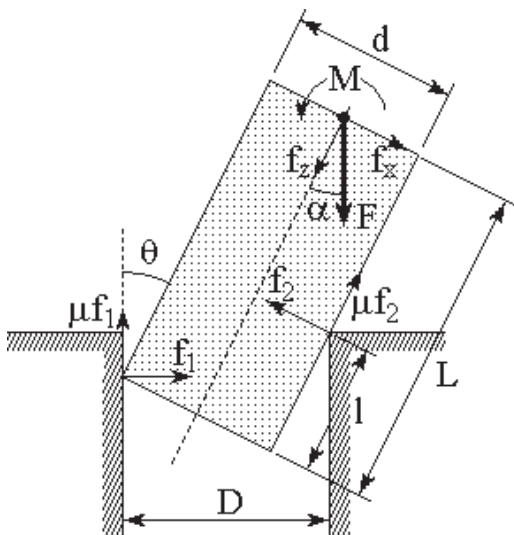


Fig. 3. Análisis de fuerzas de la configuración de contactos número 5 de la figura 2. De manera similar se realiza el análisis de las otras configuraciones de contactos presentes en la realización de una tarea de ensamblado sencilla en un plano.

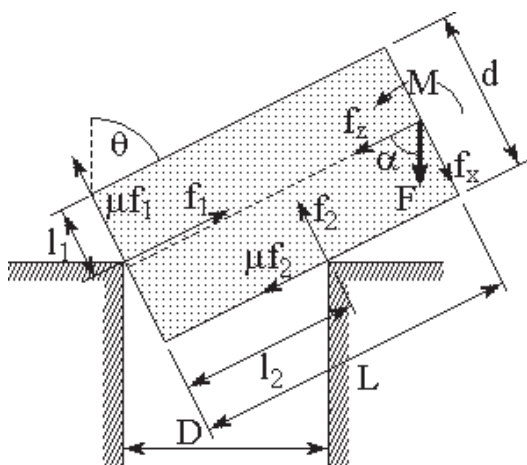


Fig. 4. Análisis de fuerzas de la configuración de contactos número 3 de la figura 2.

El análisis geométrico para las configuraciones con un solo contacto es similar, sin embargo, algunas de estas configuraciones pueden quedar indeterminadas debido a la imposibilidad de ubicar con exactitud el punto de contacto. No obstante, presentan una característica común con la que es posible distinguirlas: su razón fuerza/momento es más grande que para las configuraciones de dos contactos.

C-Promedios Difusos

Consiste en un método de agrupación iterativo, que separa el conjunto de datos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ en c subconjuntos

difusos u_i , donde $u_i(x_k)$, es una función de membresía de x_k en la clase i . Los valores $u_i(x_k)$ son arreglados en una matriz U . El método consiste en minimizar la suma de la función cuadrada del error definida como:

$$J_m(U, z) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_i^m d_k^2 \quad (5)$$

donde u_{ik} es el valor de la i -ésima función de membresía para el k -ésimo dato x_k , $U \in M_{rcn}$ es una partición difusa c de X y el espacio M_{rcn} contiene todas las particiones difusas posibles para X ;

$$M_{rcn} = \left\{ U \in \mathbb{R}^{cn} \mid 0 \leq u_{ij} \leq 1 \quad \forall i, j \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall k; 0 < \sum_{i=1}^c u_{ij} < n \quad \forall i \right\} \quad (6)$$

$z = \{z_1, z_2, \dots, z_c\} \in \mathbb{R}^{cp}$, con $z_i \in \mathbb{R}^p$, es el centro de la agrupación o prototipo de la i -ésima clase; $d_{ik} = \|x_k - z_i\|^2$. Empleando la función de distancia Euclidiana, m es un exponente de ponderación o exponente difuso tal que $m \in (1, \infty)$ y afecta la difusividad de U .

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{kj} - z_{ij})^2}, \quad (i = 1, 2, \dots, c) \quad (7)$$

Este concepto de proximidad puede ser empleado para determinar los valores de membresía. Las funciones de membresía $u_1(\cdot), u_2(\cdot) \dots$ se calculan mediante una relación de similitud basadas en la distancia entre las muestras x_k y los prototipos z_i .

$$h_i(x_k) = \frac{1}{1 + d_{ik}^2}, \quad i \in \{1, 2, \dots\} \quad (8)$$

Los valores de $h_i(\cdot)$ están normalizados para cada muestra, de tal manera que:

$$\sum_i u_i(x_k) = 1 \quad \forall k \quad (9)$$

$$u_i(x_k) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{h_i(x_k)}{\sum_{j \in \{1,2\}} h_j(x_k)}, \quad i \in \{1, 2\} \quad \forall k \quad (10)$$

Si no se conocen los prototipos de las clases con anticipación, se emplea un algoritmo de clasificación difusa para estimar las funciones de membresía y los prototipos. El objetivo es encontrar una matriz de partición difusa U^* y un conjunto de prototipos z^* que consigan minimizar J_m . Las condiciones necesarias para minimizar J_m se obtienen como se muestra en el apéndice (Höpner y col. [17]), y son:

$$u_k = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_k}{d_j} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (12)$$



y

$$z_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, \quad \forall i \quad (13)$$

donde $m \geq 1$ es el coeficiente que define el grado de difusividad de los conjuntos. Si $m = 1$ las fronteras entre clusters están bien definidas. A continuación se muestra el algoritmo escrito en pseudocódigo:

begin

Establecer c , $2 \leq c \leq n$;

Elegir una norma métrica de producto interno para R^p .

Establecer m , $1 \leq m \leq \infty$;

Inicializar $U \in M_{fcn}$;

for $l := 0$ **step 1** **until** $maxiter-1$ **do**

Calcular los centros de los c grupos $\{z_i\}$ con (12) y U ;

Utilizando (11) y $\{z_i\}$ obtener U_{new} ;

if $\|U_{new} - U\|_{\infty} \leq \epsilon$ **then stop**;

$U := U_{new}$;

end

end.

Es posible utilizar otras funciones de distancia para obtener los grados de membresía. Una función típicamente empleada, además de la distancia Euclídeana es la distancia de Mahalanobis, que se basa en la asunción de que las distribuciones de probabilidad siguen distribuciones normales multivariadas. Estas funciones de densidad describen hiper elipsoides para las cuales existe el lugar geométrico de los puntos cuya función de densidad es la misma y tienen un carácter normalizador de los datos.

PRUEBAS Y RESULTADOS

Se realizaron pruebas en simulación empleando las ecuaciones obtenidas del análisis de fuerzas y momentos presentado en el apartado 3.

Considerando una barra cilíndrica rígida e indeformable de 8 ± 0.040 cm de longitud por 2 ± 0.010 cm de diámetro a insertarse en un orificio de 2.2 ± 0.011 cm de diámetro, y un sensor de fuerza/torque con una incertidumbre del 10% del valor medido con un error en la orientación de la barra de $5^\circ \pm 1\%$, se tienen las gráficas que se muestran en las Figuras 5 y 6 para las configuraciones 1, 2, 4, 5 y 6 mostradas en la Figura 2. Para movimientos planares la ubicación del punto de referencia en el extremo del manipulador queda determinado por (x_0, y_0) con orientación θ_0 .

La configuración 3 no se muestra en las Figuras 5 y 6, ya que puede diferenciarse con más facilidad, porque requiere que el ángulo θ sea mayor o igual a 24.6 grados con los datos mencionados anteriormente. Los puntos de momento, fuerza

y ángulos α y θ para las configuraciones 1 y 2 son difíciles de separar, ya que las diferencias entre ellos son muy pequeñas, como se muestra en las Figuras 5 y 6.

La Tabla 1 muestra las coordenadas de los prototipos calculados por el algoritmo de clasificación.

Se realizaron pruebas utilizando como función objetivo la distancia de Mahalanobis para la identificación de estados, no obstante, bajo las condiciones que se mencionan, se observó un mejor comportamiento en las pruebas realizadas con la función de distancia Euclídeana.

TABLA I
PROTOTIPOS PARA LAS CONFIGURACIONES
1-2, 4, 5 Y 6

Configuración	M/F	α	θ
1-2	-0.010177	0.0129°	4.9494°
4	-0.005275	0.0150°	4.9182°
5	-0.018863	0.0058°	4.7544°
6	0.009997	0.0142°	4.9227°

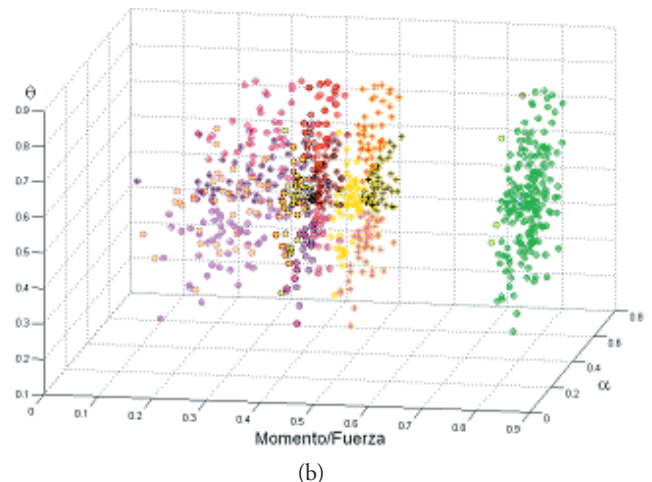
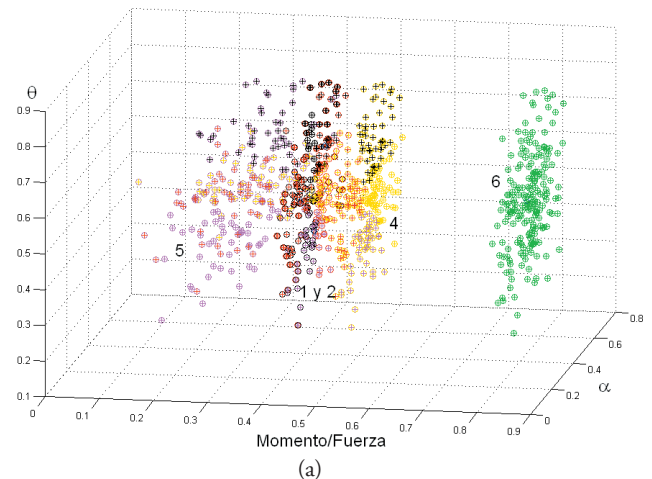


Fig. 5. Ubicación de datos en escala normalizada utilizando (a) distancia de Mahalanobis y (b) distancia Euclídeana.

CONCLUSIONES

En este trabajo se propone la aplicación del método de clasificación difusa *fuzzy c-means* para la identificación del estado de una tarea de manipulación utilizando la información sensorial de configuración y fuerzas generalizadas de reacción. En este caso, las características que identifican los diferentes estados de la tarea consisten del conjunto de datos sobre configuración geométrica y la información sensorial de las fuerzas/momentos generalizadas de reacción entre las dos entidades en contacto.

Para la adecuada clasificación de los datos, es recomendable que sus dimensiones sean similares en magnitud. En la Figura 5 se muestra una gráfica con valores normalizados de momento/fuerza y ángulos α y θ , sin embargo, se observa un mejor resultado multiplicando la relación Momento/Fuerza por 100, y se dividiendo el ángulo θ entre 3, como se muestra en la Figura 6. La elección adecuada de las escalas es importante para una mejor diferenciación en la clasificación de datos.

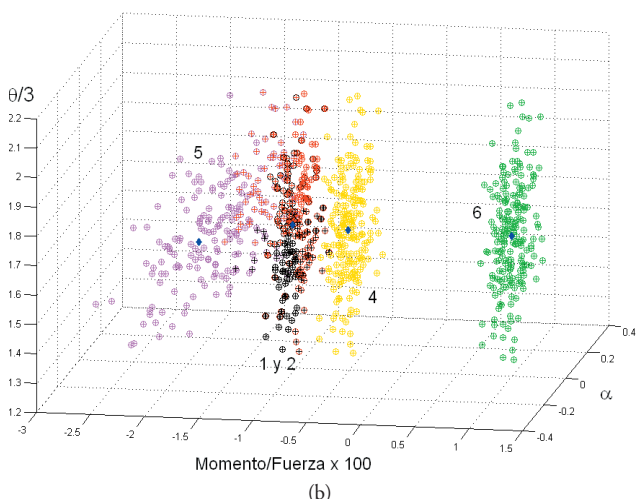
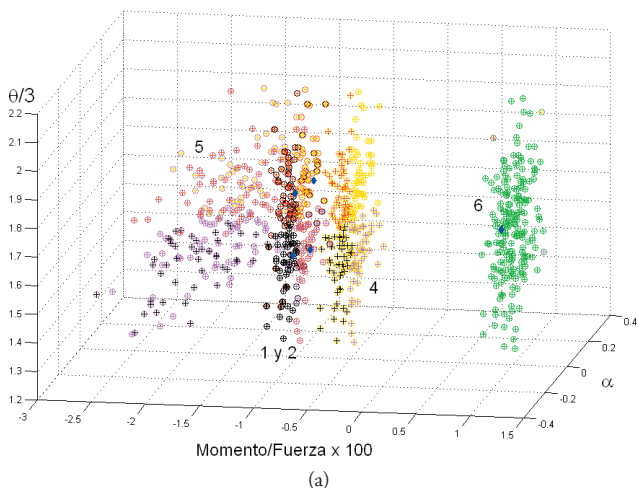


Fig. 6. Ubicación de datos en escala normalizada utilizando (a) distancia de Mahalanobis y (b) distancia Euclidiana.

La clasificación difusa de los datos permite modelar la incertidumbre geométrica y sensorial e identificar los estados de la tarea de una manera rápida y eficiente. Una ventaja respecto a los modelos Bayesianos, filtros de Kalman y demás análisis estadísticos reportados en la literatura, es su facilidad de adaptación en ambientes dinámicos y complejos. Por otra parte, el tiempo requerido para el entrenamiento inicial resulta ser menor que el requerido por una red neuronal para el mismo conjunto de datos. Los resultados obtenidos muestran que es posible aplicar esta metodología a tareas en tiempo real, simplificando el conjunto de características, con buenos resultados.

APÉNDICE

Prototipos de FCM: Sea $p \in \mathbb{N}$, $D := \mathbb{R}^p$, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subseteq D$, $C := \mathbb{R}^p$, $c \in \mathbb{N}$, $R := P_c(C)$, J que corresponde a

$$J(f) = \sum_{x \in X} \sum_{k \in K} f^m(x; k) \cdot d^2(x, k)$$

con $f: X \rightarrow F(K)$, $m \in \mathbb{R}_{>1}$ y

$$d: D \times X \rightarrow \mathbb{R}, (x, p) \mapsto \|x - p\|$$

Si se minimiza J con respecto a todas las particiones de grupo posibles $X \rightarrow F(K)$ con $K = \{k_1, k_2, \dots, k_c\} \in \mathbb{R}$ y dadas las funciones de membresía $f(x_j)(k_i) = u_{i,j}$ by $f: X \rightarrow F(K)$, entonces

$$k_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{i,j}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{i,j}^m} \quad (2.1)$$

Prueba: La partición probabilística de grupo $f: X \rightarrow F(K)$ podría minimizar la función objetivo J . Entonces, todas las derivadas direccionales de J con respecto a $k_i \in K$, $i \in \mathbb{R}_{\leq c}$ son necesariamente 0. Por tanto, para toda $\xi \in \mathbb{R}^p$ con $t \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial k_i} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{i,j}^m \|x_j - k_i\|^2 \\ &= \sum_{j=1}^n u_{i,j}^m \frac{\partial}{\partial k_i} \|x_j - k_i\|^2 \\ &= \sum_{j=1}^n u_{i,j}^m \lim_{t \rightarrow 0} \frac{\|x_j - (k_i + t\xi)\|^2 - \|x_j - k_i\|^2}{t} \\ &= \sum_{j=1}^n u_{i,j}^m \lim_{t \rightarrow 0} \frac{1}{t} \left((x_j - k_i - t\xi)^T (x_j - k_i - t\xi) - x_j - k_i^T x_j - k_i^T \right) \\ &= -2 \sum_{j=1}^n u_{i,j}^m (x_j - k_i)^T \end{aligned}$$

por tanto,

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial k_i} J &= 0 \\ \Leftrightarrow \sum_{j=1}^n u_{i,j}^m (x_j - k_i) &= 0 \\ \Leftrightarrow k_i &= \frac{\sum_{j=1}^n u_{i,j}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{i,j}^m} \end{aligned}$$

REFERENCIAS

- [1] R.C. Luo y M-H Lin,. (1988). "Robot Multi-Sensor Fusion and Integration: Optimum . Estimation or Fused Sensor". Data. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Philadelphia, pp. 1076-
- [2] T. W. Henderson y W. S. Fai, "MKS: A Multisensor Kernel System". IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics. Vol. 14 No.5: (1984) 784-791.
- [3] T. W. Henderson y E. Shilcrat "Logical sensor systems". Journal on Robotics Systems Vol. 1 No. 2: (1984) 169-193.
- [4] H. F.Durrant-Whyte. "Sensor models and multisensor integration". International Journal on Robotics Research. Vol. 7 No. 6: (1988) 97-113.
- [5] Y. F. Zheng, "Integration of multiple sensors into a robotic system and its performance evaluation". IEEE Transactions Robotics and Automation. Vol. 5 No. 5: (1989) 658-669.
- [6] J. M. Richardson y K. A. Marsh "Fusion of multi-sensor data". International Journal on Robotics Research. Vol. No. 6: (1988) 78-96
- [7] Y. Nakamura y Y. Xu, "Geometrical fusion method for multisensor robotics system". Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, (1989) 668-673.
- [8] L. Basañez, "Multisensor integration in robotics". First Workshop on Robotics and CIM. Lisboa, Portugal (1988).
- [9] G.E. Hovland, B.J. McCarragher, "Combining Force and Position Measurements for the Monitoring of Robotic Assembly" IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Grenoble, France, Sept. 1997.
- [10] R.J. Thien, S.D. Hill, "Fusion of Force and Vision Data for Intelligent Assembly" IEEE Region 10 Conference Tencon 92, Melbourne Australia, 11-13 Nov. 1992.
- [11] M. Skubic and R. Volz, "Fuzzy Classification of Contact Formations from Sensor Patterns", *Proceedings of the 1996 U.S.-Japan Graduate Student Forum*, Osaka, Japan, Nov., 1996
- [12] F. Höpner, F. Klawonn, R. Kruse y T. Runkler "Fuzzy Culster Analysis: Methods for Classification, Data Analysis and Image Recognition". John Wiley and Sons LTD. Baffins Lane Chichester, West Sussex, PO12 1UD, England, 1999.