

## NAVEGACIÓN DE ROBOTS MOVILES BASADA EN FUSIÓN DE SALIDAS DE DISTINTOS CONTROLADORES

E. O. FREIRE<sup>1,2</sup>, T. F. BASTOS-FILHO<sup>2</sup>, M. SARCINELLI-FILHO<sup>2</sup>, R. CARELLI<sup>3</sup> y O. NASISI<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Grupo de Investigación en Automación del Instituto de Tecnología e Investigación da la Universidad Tiradentes  
Av. Murilo Dantas, 300, Farolândia, 49032-490, Aracaju/SE, Fax: +55-79-218-2200

<sup>2</sup>Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Federal de Espírito Santo  
CP 01-9011, 29060-970, Vitória-ES-Brasil, Fax:+55-27-335-2737

<sup>3</sup>Instituto de Automática de la Universidad Nacional de San Juan  
Av. San Martín Oeste, 1112, 5400, San Juan-Argentina, Fax+54-264-421-3672

e-mail: [freire@ele.ufes.br](mailto:freire@ele.ufes.br)

**Resumen** — Este artículo presenta una arquitectura de control para robots móviles que consiste en la fusión de las salidas de distintos controladores. Esta arquitectura ha presentado resultados muy buenos tanto en simulación como en experimentos prácticos realizados en un robot móvil. La fusión de las salidas de los distintos controladores es obtenida usándose un filtro de información descentralizado (FID). La salida de cada uno de los controladores está conectada a la entrada de uno de los filtros locales del FID, que tiene asociada a él una *covarianza*. Cuanto más pequeña la covarianza del filtro local al cual está conectado el controlador, más importancia tiene la salida de este controlador en la salida fusionada. Se usará la lógica borrosa para el cálculo de dichas covarianzas.

**Palabras llave** — Robots móviles; Control; Fusión de datos; Filtro de información descentralizado; Lógica borrosa.

### I. INTRODUCCIÓN

Para el control de robots móviles es importante una arquitectura que sea capaz de unir tanto el planeamiento deliberativo como el control reactivo. Si se unen adecuadamente, es posible que una arquitectura compense las deficiencias de la otra (Rosenblatt, 1995 y Arkin y Balch, 1997).

Para obtener esta unión, normalmente se utilizan las arquitecturas híbridas, que poseen un sistema reactivo para ejecutar tareas de bajo nivel (como evitar obstáculos) y un sistema para el planeamiento que define tareas de nivel más alto (Coste-Manière et al, 1995).

En este trabajo se propone una arquitectura de control llamada fusión de salidas de distintos controladores.

El trabajo está organizado de la siguiente forma: en la sección II son abordados otros trabajos que tienen relación con la arquitectura que aquí se propone; la sección III enseña los pormenores de la arquitectura de control propuesta en este trabajo; la sección IV enseña la derivación del Filtro de Información Descentralizado; la sección V explica como son calculadas las

covarianzas del filtro de información descentralizado usándose lógica borrosa; la sección VI presenta un experimento realizado en un robot Pioneer 2DX; en la sección VII están las conclusiones de este trabajo y trabajos futuros; finalmente, en la sección VIII se encuentran los agradecimientos y en la sección IX, las referencias bibliográficas.

### II. TRABAJOS RELACIONADOS

Existen otros trabajos que proponen de alguna manera, la fusión de las salidas de distintos controladores.

#### A. Arquitectura AuRA (Arkin y Balch, 1997)

La arquitectura AuRA (*Autonomous Robot Architecture*), desarrollada en la mitad de los años 80, es una arquitectura híbrida, compuesta por un sistema jerárquico responsable por el planeamiento deliberativo y un sistema reactivo, conocido como el controlador de esquemas.

El controlador de esquemas es un sistema reactivo con un tipo de control distinto al de sus antecesores, como la arquitectura *subsumption* de Brooks (Brooks, 1986), por el hecho de que no es necesario arbitrar entre los comportamientos y no existen capas de comportamientos. Para cada contexto del entorno, el componente de planeamiento forma un grupo de comportamientos para ejecutar la tarea deseada.

Los esquemas son codificados usándose una analogía con el método de los campos potenciales (Latombe, 1991). Cada esquema motor recibe datos sensoriales y produce una reacción al estímulo en forma de un vector. Sin embargo, los métodos basados en campos potenciales son conocidos por presentar problemas con mínimos locales y problemas cíclicos, lo que ha sido una de las motivaciones para incorporar planeamiento deliberativo y control reactivo en la arquitectura AuRA.

Para solucionar cada tarea, algunos comportamientos son agrupados de manera adecuada. La importancia relativa de cada comportamiento es codificada a través de una ganancia. Los vectores producidos como salida de cada comportamiento son

multiplicados por la ganancia asociada al comportamiento y son entonces adicionados utilizándose adición vectorial para obtener la reacción del robot al entorno de operación. Las ganancias pueden ser variadas por un sistema de planeamiento o por un operador humano, de acuerdo con la tarea a ser ejecutada.

La arquitectura AuRA emplea codificación continua de las respuestas, utilizando una analogía con el método de los campos potenciales. En esta arquitectura, el método de coordinación entre los diversos comportamientos es el cooperativo, a través de adición vectorial pesada (Arkin, 1998).

### B. Arquitectura DAMN (Rosenblatt, 1995)

La arquitectura DAMN (*Distributed Architecture for Mobile Navigation*) es una arquitectura reactiva donde comportamientos, en forma cooperativa, determinan el camino del robot a través de votación en contra o a favor de cada una de las acciones posibles. Un árbitro entonces ejecuta la fusión de comandos y selecciona la acción que mejor satisface los objetivos prioritarios del sistema. La fusión de comandos permite que varios objetivos y limitaciones sean considerados al mismo tiempo.

La arquitectura DAMN emplea codificación discreta de respuesta, a través de conjuntos de votos, y un método de coordinación entre los comportamientos que consiste en múltiples árbitros independientes de la clase *winner-take-all* (Arkin, 1998).

### C. Abordaje Dinámico para Robots Basados en Comportamientos (Bicho y Schöner, 1997)

En esta arquitectura, los comportamientos son generados atribuyendo valores a lo largo del tiempo a variables comportamentales. Estas variables son elegidas de modo que las tareas puedan ser expresadas como valores (o conjunto de valores) de dichas variables. Las variables deben ser tales que el diseño de los sistemas de control imponga sus valores en los actuadores y permitan la obtención de la información necesaria para definir las a partir de superficies sensoriales.

Los cursos de tiempo de las variables comportamentales son obtenidos como soluciones de atractores para sistemas dinámicos (dinámica comportamental), formulada para expresar los requisitos de la tarea como fuerzas atractivas o repulsivas.

A través de la elección de las variables y de ajustes en la escala del tiempo, el sistema siempre está en un atractor, o por lo menos, cerca de uno. Informaciones sensoriales o informaciones de otros módulos comportamentales (sistemas dinámicos u otras variables comportamentales) determinan la ubicación, fuerza y alcance de las contribuciones repulsivas y atractivas de la dinámica comportamental. La interacción entre múltiples contribuciones para la dinámica comportamental, como fuentes de información sensorial, pueden cooperar o competir, lo que puede llevar a un cambio de comportamiento o sencillamente a un ajuste de comportamiento.

El abordaje dinámico aplicado para el control de navegación de robots móviles emplea codificación continua de respuesta, a través de campos vectoriales, y el método de coordinación entre los comportamientos consiste en la adición de los campos vectoriales producidos por cada comportamiento.

## III. FUSIÓN DE LAS SALIDAS DE DISTINTOS CONTROLADORES

La Fig. 1 presenta un ejemplo de implementación de la arquitectura propuesta en este trabajo. El número de controladores puede ser más grande o más pequeño y también se pueden usar otros controladores, con tal que presenten como salidas velocidades lineales y angulares. En la figura, cada controlador tiene como entrada informaciones sensoriales (que pueden ser fusionadas para una mejor representación del entorno y reducir el ruido asociado a las mediciones) y presenta como salidas velocidades lineales o angulares (o ambas) que son las entradas de los filtros de información locales. Estos, juntamente con el filtro de información global, componen el filtro de información descentralizado (sección IV).

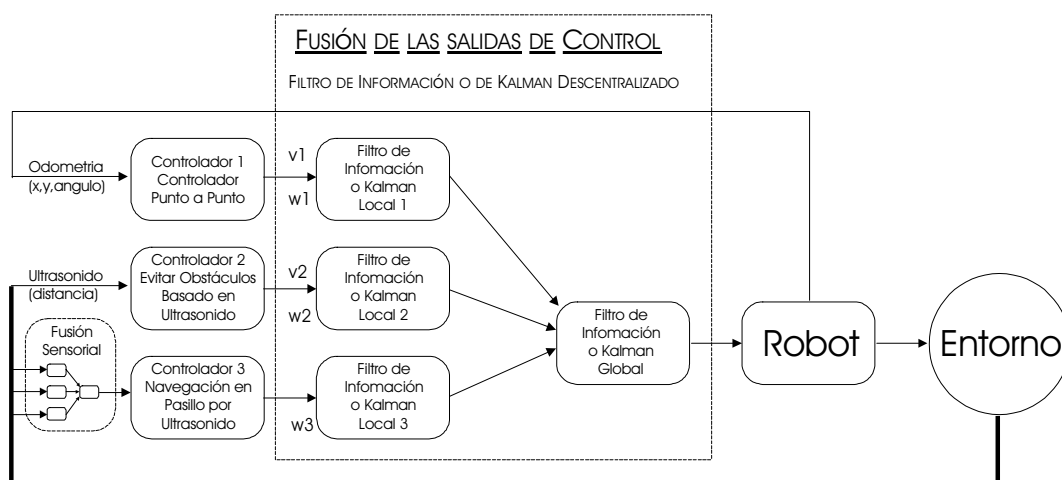


Fig. 1: Fusión de las salidas de distintos controladores.

A cada filtro local está asociada una covarianza, que es una medida de la confiabilidad de los datos que están siendo observados por este determinado filtro local. La covarianza de cada filtro puede ser calculada usándose lógica borrosa, basándose en las informaciones sensoriales (sección V). La salida del filtro de información global se aproxima más a la salida del controlador que tiene asociado a él la menor covarianza (indicando que es el que tiene informaciones más confiables).

De este modo, el sistema combina informaciones de velocidad lineal y angular de distintos controladores usando el filtro de información descentralizado, que así como el filtro de información, es un método de fusión optimizado (Mutambara, 1998). La técnica de fusión aquí propuesta, distintamente de las que son usadas en las arquitecturas AuRA (adición vectorial ponderada), DAMN (votación) y Abordagen dinámica para el control de robots móviles (adición de campos vectoriales), es una técnica de fusión optimizada y usa como datos de entrada directamente las salidas que normalmente son producidas por los controladores. La arquitectura propuesta emplea codificación continua de la respuesta, a través de las componentes de velocidad lineal y angular, y el método de coordinación entre los controladores consiste en la fusión de las salidas a través del DIF.

#### IV. FILTRO DE INFORMACIÓN DESCENTRALIZADO

Tanto el filtro de Kalman cuanto el filtro de información hacen la fusión de datos que vienen de dos o más fuentes de una forma optimizada (Fig. 2).

Analizando la figura, se puede percibir que la varianza del promedio instantáneo de los datos medidos por los dos sensores no es tan pequeña como la varianza del sensor más preciso (el sensor A), pero no es tan grande como la varianza del sensor menos preciso (el sensor B). En cambio, la utilización del filtro de Kalman resulta en una fusión de datos obtenidos por los dos sensores cuya varianza es más pequeña que la varianza asociada a cada uno de los dos sensores. Esto significa que los datos obtenidos a través de la fusión sensorial usándose el filtro de Kalman es más precisa y más confiable que los datos obtenidos por cada sensor individualmente.

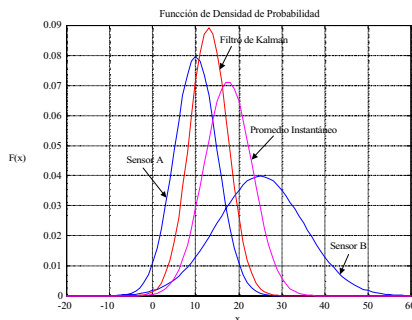


Fig. 2: Comparación entre la fusión de datos obtenidos por dos sensores distintos, usándose filtro de Kalman y el promedio instantáneo.

Para la derivación del filtro de información descentralizado (FID), inicialmente se presentará el filtro de Kalman (FK) y el filtro de Kalman descentralizado (FKD) (Brown y Hwang, 1997). A continuación se presentará el filtro de información (FI) (Mutambara, 1998), y, finalmente, el filtro de información descentralizado será derivado de estas formulaciones.

#### A. El Filtro de Kalman (Brown y Hwang, 1997)

Suponiendo un sistema cuyo modelo es dado por

$$x(k+1) = \phi(k)x(k) + w(k) \quad (1)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k) \quad (2)$$

donde  $x(k)$  es el vector de estados del proceso ( $n \times 1$ ) en el instante  $t_k$ ;  $\phi(k)$  es una matriz ( $n \times n$ ) que relaciona  $x(k)$  e  $x(k+1)$ ;  $z(k)$  es el vector de observación ( $m \times 1$ ) en el instante  $t_k$ ;  $H(k)$  es la matriz de observación ( $m \times n$ ) que indica la conexión ideal (sin ruido) entre las mediciones y el vector de estado en el instante  $t_k$ ;  $w(k)$  es un vector ( $n \times 1$ ), que se supone que sea una secuencia blanca, con estructura de covarianza conocida; y  $v(k)$  es un vector ( $m \times 1$ ) que representa el error de medición, y que se supone que sea una secuencia blanca con una estructura de covarianza conocida y que tiene una correlación cruzada nula con la secuencia  $w(k)$ .

Las matrices de covarianza de los vectores  $w_k$  y  $v_k$  son dadas por

$$E[w(k)w^T(k)] = \begin{cases} Q(k) & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases} \quad (3)$$

$$E[v(k)v^T(k)] = \begin{cases} R(k) & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases} \quad (4)$$

$$E[w(k)v^T(i)] = 0, \text{ para todo } k \text{ y } i \quad (5)$$

En este momento, se supone que está disponible una estima inicial del proceso en algún tiempo  $t_k$ , y que esta estima es basada en todo el conocimiento sobre el proceso a priori del tiempo  $t_k$ . A esta estima a priori se denotará  $\hat{x}(k|k-1)$ , donde el sombrero significa que se refiere a una estima.

Las ecuaciones del filtro de Kalman para este sistema son:

Predicción:

$$\hat{x}(k|k-1) = \phi(k)\hat{x}(k) \quad (6)$$

$$P(k+1|k) = \phi(k)P(k)\phi^T(k) + Q(k) \quad (7)$$

Estimación:

$$\hat{x}(k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)(z(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1)) \quad (8)$$

$$P^{-1}(k) = (P(k|k-1))^{-1} + H^T(k)R^{-1}(k)H(k) \quad (9)$$

$$K(k) = P(k)H^T(k)R^{-1}(k) \quad (10)$$

donde  $P(k)$  y  $P(k+1)$  son las matrices de error de covarianza en los instantes  $k$  y  $k+1$  respectivamente. La Fig. 3 muestra el algoritmo recursivo del filtro de Kalman.

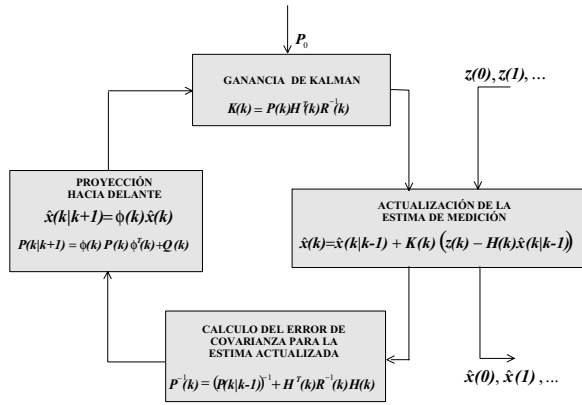


Fig. 3 – El filtro de Kalman (Brown y Hwang, 1997).

### B. El Filtro de Kalman Descentralizado con Realimentación (Brown y Hwang, 1997)

Para cada uno de los filtros locales se tiene

$$\hat{x}_i(k) = P_i(k) \left( P^{-1}(k-1) \hat{x}(k-1) + H_i^T(k) R_i^{-1}(k) z_i(k) \right) \quad (11)$$

$$P_i^{-1}(k) = P^{-1}(k-1) + H_i^T(k) R_i^{-1}(k) H_i(k) \quad (12)$$

donde  $P$  es la matriz de error de covarianza global y  $\hat{x}$  es el vector de estados global.

Para el filtro global, en cada instante  $t_k$  se tiene

$$\hat{x}(k) = P(k) \left[ \sum_{i=1}^n P_i^{-1}(k) \hat{x}_i(k) - (n-1) P^{-1}(k-1) \hat{x}(k-1) \right] \quad (13)$$

$$P^{-1}(k) = \sum_{i=1}^n P_i^{-1}(k) - (n-1) P^{-1}(k-1) \quad (14)$$

donde  $n$  es el número de filtros locales. La Fig. 4 enseña el esquema del filtro de Kalman descentralizado.

### C. El Filtro de Información (Mutambara, 1998)

El filtro de información es algebraicamente equivalente al filtro de Kalman, consistiendo en principio en un cambio de variables, como muestran las ecuaciones 15 y 16.

Matriz de Información:

$$Y(k) = P^{-1}(k) \quad (15)$$

Vector de Información de Estado:

$$\hat{y}(k) = P^{-1}(k) \hat{x}(k) = Y(k) \hat{x}(k) \quad (16)$$

Las ecuaciones de predicción y estimación del filtro de información son

Predicción:

$$\hat{y}(k) = L(k) \hat{y}(k-1) \quad (17)$$

$$Y(k) = \left[ \phi(k) Y^{-1}(k-1) \phi^T(k) + Q(k) \right]^{-1} \quad (18)$$

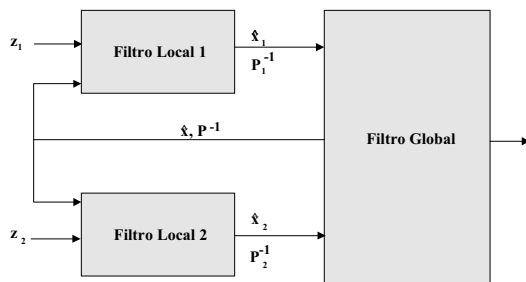


Fig. 4: Filtro de Kalman descentralizado (Brown y Hwang, 1997).

Estimación:

$$\hat{y}(k) = \hat{y}(k|k-1) + i(k) \quad (19)$$

$$Y(k) = Y(k|k-1) + I(k) \quad (20)$$

donde:

$$L(k) = Y(k) \phi(k) Y^{-1}(k-1) \quad (21)$$

$$i(k) = H^T(k) R^{-1}(k) z(k) \quad (22)$$

$$I(k) = H^T(k) R^{-1}(k) H(k) \quad (23)$$

Estas ecuaciones definen, respectivamente, el Coeficiente de Propagación de la Información, la Contribución de Información del Estado y la Matriz de Información asociada a él.

### D. El Filtro de Información Descentralizado

Para la derivación del filtro de información descentralizado, se utilizan las ecuaciones del filtro de Kalman, del filtro de Kalman descentralizado y del filtro de información. Para cada filtro local es necesario premultiplicar los dos lados de la Ec. 11 por  $P^{-1}(k)$  y luego reemplazar las ecuaciones 15, 16 y 22 resultando entonces en

$$\hat{y}_i(k) = \hat{y}(k) + i_i(k) \quad (24)$$

Así, a partir de la ecuación 12 y usándose las ecuaciones 15 y 23, resulta en

$$Y_i(k) = Y(k-1) + I_i(k) \quad (25)$$

Para el filtro global se hace un procedimiento análogo al que fue usado en el filtro local, resultando entonces para cada instante  $t_k$ ,

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i(k) - (n-1) \hat{y}(k-1) \quad (26)$$

$$Y(k) = \sum_{i=1}^n Y_i(k) - (n-1) Y(k-1) \quad (27)$$

donde  $n$  es el número de filtros locales. El esquema del FID es lo mismo de la Fig. 4.

### E. Comparación del Filtro de Información con el Filtro de Kalman

Los filtros de información (FI) y de Kalman (FK) son algebraicamente equivalentes (Mutambara, 1998). Sin embargo, el FI es inicializado de manera más sencilla que el FK, porque en el caso del FK es necesario un conocimiento previo del sistema para que sea posible obtener una estima inicial necesaria para la inicialización de la matriz de error de covarianza  $P$ . Por otro lado, los FI son sencillamente inicializados, haciéndose el vector de información de estado y igual a cero, y la matriz de información igual a un número muy cerca de cero, pero no nulo (para que sea invertible). Esto ocurre porque cuando el FI empieza a ser ejecutado no existe ninguna información disponible. Con el tiempo la información se va acumulando. Esta ventaja es importante sobretodo para sistemas no lineales, ya que dependiendo de la inicialización el FK puede no converger. Las ecuaciones del FID son más sencillas que las ecuaciones del FKD, como se puede averiguar comparando las ecuaciones 24 a 27 (referentes al FID) con las ecuaciones 11 a 14 (referentes al FKD).

En el caso del FI, la matriz más grande que se necesita invertir tiene la misma dimensión del vector de estados. En sistemas multisensoriales, dicha matriz tiene una dimensión más pequeña que la del vector de observación, lo que limita el tamaño de la matriz a ser invertida cuando se usa el FK (Mutambara, 1998). La utilización del FI también torna más sencillo el desarrollo de sistemas de control distribuidos y descentralizados (Mutambara, 1998).

Por estas ventajas del FID sobre el FKD es que el FID fue elegido para ejecutar la fusión de las salidas de los distintos controladores.

### V. USO DE LÓGICA BORROSA PARA EL CÁLCULO DE LAS COVARIANZAS DEL FID

Las covarianzas asociadas a los distintos controladores involucrados en el proceso de fusión pueden ser definidas de dos modos distintos. El primero es a través de ecuaciones matemáticas, que usando como variables datos medidos por los sistemas sensoriales del robot, tratan de medir de alguna manera el grado de adecuación de cada controlador en cada momento. Cuanto más adecuado sea el controlador, más pequeño debe ser el valor de la ecuación que define su covarianza. Un segundo modo de determinar las covarianzas es usando la lógica borrosa. En este caso, es posible usar variables lingüísticas y modelar el conocimiento que el proyectista tiene sobre el sistema de navegación del robot y su entorno de operación, a través de una base de reglas, lo que probablemente es más sencillo que encontrar una ecuación matemática que defina la covarianza de una manera adecuada.

Para determinar las covarianzas a través de lógica borrosa son usadas dos variables borrosas: el producto de las distancias medidas por los sensores de ultrasonidos a la derecha y a la izquierda del robot y la distancia más pequeña medida por los sensores de ultrasonidos frontales.

En el caso en que la distancia mínima medida por los sensores de ultrasonidos frontales es pequeña o muy pequeña el riesgo de colisión es grande o muy grande, respectivamente. En este caso, el algoritmo responsable por evitar obstáculos debe tener una covarianza muy pequeña, mientras todos los otros algoritmos de control deben tener asociados a ellos covarianzas más grandes. En los casos en que la distancia mínima medida por los sensores frontales es grande o muy grande, la covarianza asociada al controlador responsable por evitar obstáculos debe tener un valor alto. Si además el producto de las distancias medidas a la derecha y a la izquierda del robot por los sensores de ultrasonidos es pequeña o muy pequeña, significa que el robot está en un pasillo. Así, el algoritmo de navegación en pasillos debe tener asociado a él una covarianza pequeña, mientras los otros controladores van a tener una covarianza más grande asociada a ellos. En el caso en que la distancia medida a la derecha y a la izquierda del robot es grande o muy grande, el controlador punto-a-punto (responsable de alcanzar el objetivo final) es el que tendrá una covarianza pequeña.

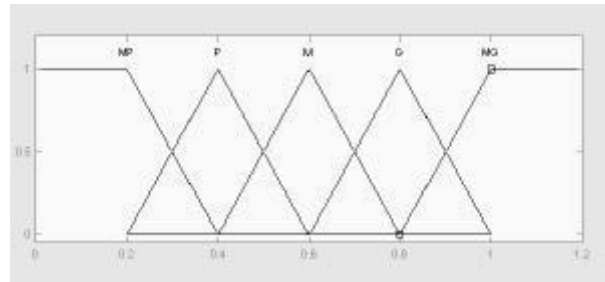


Fig. 5: Variables borrosas de entrada

Tabla 1: Reglas borrosas

$d_{izq} \times d_{der}$	MP	P	M	G	MG
MP	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MP	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MP	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MP	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MP	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MP
P	R <sub>1</sub> =P R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =P	R <sub>1</sub> =M R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =P	R <sub>1</sub> =G R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =P	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =P	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =P
M	R <sub>1</sub> =MP R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =M	R <sub>1</sub> =P R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =M	R <sub>1</sub> =M R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =M	R <sub>1</sub> =G R <sub>2</sub> =G R <sub>3</sub> =M	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =M R <sub>3</sub> =M
G	R <sub>1</sub> =MP R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =P R <sub>2</sub> =G R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =M R <sub>2</sub> =M R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =G R <sub>2</sub> =P R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MP R <sub>3</sub> =MG
MG	R <sub>1</sub> =MP R <sub>2</sub> =MG R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =P R <sub>2</sub> =G R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =M R <sub>2</sub> =M R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =G R <sub>2</sub> =P R <sub>3</sub> =MG	R <sub>1</sub> =MG R <sub>2</sub> =MP R <sub>3</sub> =MG

Los conjuntos borrosos y las funciones de pertenencia de las dos variables de entrada (anteriores) son idénticas (Fig. 5). Los consecuentes, que son las covarianzas asociadas a cada controlador (R1: controlador de navegación en pasillos, R2: controlador punto-a-punto y R3: evitar obstáculos), son modelados como *singletons*, o sea, como números reales (Babuska, 1998). La *defuzificación* es realizada usando el método *fuzzy mean*, o sea, de acuerdo con:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^k \beta_i b_i}{\sum_{i=1}^k \beta_i} \quad (28)$$

donde  $y$  es el valor de la covarianza,  $b_i$  son los valores *singletons* y  $\beta_i$  es el grado de pertenencia del antecedente.

La Tabla 1 muestra las reglas borrosas empleadas, donde MP significa muy pequeño, P significa pequeño, M significa mediano, G significa grande y MG significa muy grande.

### VI. EXPERIMENTO PRÁCTICO

Para demostrar el desempeño de la técnica propuesta, fue desarrollado un experimento que consiste en hacer ir el robot hasra un punto, mientras navega por pasillos evitando obstáculos en su camino.

El experimento fue desarrollado usando un robot Pioneer 2DX con 16 sensores de ultrasonidos y una cámara CCD (no usada en este experimento). El robot posee un microcontrolador Siemens 88C166 de 20 MHz para el control de bajo nivel de las ruedas y de los

sistemas de sensores. La navegación es controlada a través de un sistema de radio, siendo el control ejecutado en una computadora externa.

La Fig. 6 muestra el camino seguido por el robot cuando sale de la posición (0,0) y sigue hasta la posición (15m, 5m). Como muestra la Fig. 6, el robot es capaz de navegar entre el punto inicial y el punto de destino mientras evita obstáculos.

## VII. CONCLUSIONES

En este trabajo fue propuesta una arquitectura de control que consiste en la fusión de las salidas de distintos controladores usándose el filtro de información descentralizado, también propuesto aquí, que es un método de fusión optimizado.

Las arquitecturas AuRA y DAMN también realizan fusión de las salidas de distintos comportamientos, pero los métodos de fusión que emplean (adición vectorial ponderada y votación, respectivamente) no son métodos optimizados. El filtro de información descentralizado también presenta como ventaja el hecho de que realiza directamente la fusión de las variables de salida de los controladores. El abordaje dinámico para el control de robots móviles, aunque también realiza la fusión de las salidas de distintos comportamientos, es muy distinto de la arquitectura propuesta en este trabajo.

El empleo de lógica borrosa para el cálculo de las covarianzas permite al proyectista modelar de manera relativamente sencilla su conocimiento sobre el sistema de navegación del robot móvil y su entorno de operación.

Los experimentos realizados demuestran que la arquitectura de control propuesta en este trabajo es muy eficiente, logrando llevar el robot móvil Pioneer 2DX del punto de salida hasta el punto de destino evitando obstáculos mientras navega por varios pasillos.

Como un trabajo futuro, será realizado un estudio comparativo detallado entre la arquitectura aquí propuesta y las arquitecturas AuRA, DAMN y el abordaje dinámico para el control de robots móviles.

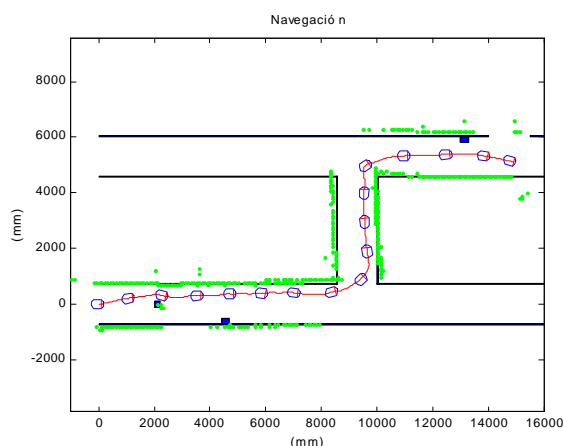


Fig. 6: Navegación del robot Pioneer 2DX usando la técnica de fusión de las salidas de distintos controladores propuesta en este trabajo.

Los controladores son proyectados según la teoría clásica de control y el filtro de información descentralizado es un método de fusión que tiene una demostración clásica de convergencia. Sobre esta base, se está estudiando demostrar que una vez definido un objetivo global, por ejemplo llegar a un punto de destino, la fusión de las salidas de distintos controladores es estable, o sea cuando el tiempo tiende a infinito, la distancia entre el robot y el punto destino tiende a cero.

## VIII. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue desarrollado parcialmente con el apoyo de CAPES y del ITP-UNIT, a través del PAPI (Programa de Apoyo a la Investigación Institucional). El apoyo de CAPES fue a través de un proyecto de intercambio entre la Universidad Federal de Espírito Santo y la Universidad Nacional de San Juan, en San Juan, Argentina. El proyecto también fue parcialmente apoyado por la ANPCyT y CONICET (Argentina). En este proyecto, Eduardo Oliveira Freire estuvo por tres meses en San Juan, donde desarrolló los experimentos aquí relatados.

## IX. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arkin, R. y T. Balch, "AuRA: Principles and Practice in Review", *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 9(2), pp. 175-189, (1997).
- Bicho, E. y G. Schöner, "The Dynamic Approach to Autonomous Robotics Demonstrated on a Low-Level Vehicle Platform", *Robotics and Autonomous Systems*, 21:23-35, (1997).
- Brooks, R. A., "Achieving artificial intelligence through building robots", MIT A. I. Memo 899, Massachusetts, USA, (1986).
- Brown, R. y P. Hwang, "Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering", 3rd edition, John Wiley & Sons, New York, USA, (1997).
- Coste-Manière, E., H. Wang, y A. Peuch, "Control architectures: what's going on?" In: *Proceedings of the International Program Development in URIC*, p. 54-60, Lisbon, Portugal, (1995).
- Latombe, J. C., "Robot Motion Planning", Kluwer Academic Publishers, Boston, USA, (1991).
- Mutambara, A. G. O., "Decentralized Estimation and Control for Multi-sensor Systems", CRC Press, USA, (1998).
- Rosenblatt, J., "DAMN: A Distributed Architecture for Mobile Navigation", in *proceedings of the 1995 AAAI Spring Symposium on Lessons Learned from Implemented Software Architectures for Physical Agents*, H. Hexmoor & D. Kortenkamp (Eds.), Menlo Park, CA: AAAI Press, (1995).