

Interfaz multimodal para un asistente robótico quirúrgico: uso de reconocimiento de maniobras quirúrgicas.

Belén Estebanez, Pablo del Saz-Orozco, Isabel García-Morales, Víctor F. Muñoz

*Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Grupo de Robótica Médica, Universidad de Málaga, C/ Severo Ochoa, nº 4
(e-mail: vjnm@uma.es)*

Resumen: Este trabajo propone una metodología para el reconocimiento de maniobras quirúrgicas en intervenciones de cirugía laparoscópica. El objetivo es la creación de un interfaz entre el cirujano y un asistente robótico quirúrgico de dos brazos para procesos de cirugía mínimamente invasiva. El interfaz propuesto recibe la información sobre el posicionado de las herramientas quirúrgicas del cirujano mediante sensores 3D y el sistema de reconocimiento facilita la maniobra actual que se ha realizado. Por lo tanto, el sistema de reconocimiento de maniobras sobre el que se apoya este interfaz necesita una librería de modelos de maniobras para trabajar. Los modelos elegidos para representar las maniobras quirúrgicas son los Modelos Ocultos de Markov. Para validar la metodología propuesta, se han desarrollado una serie de experimentos in-vitro. *Copyright © 2011 CEA.*

Palabras Clave: maniobras quirúrgicas, reconocimiento de patrones, interfaz hombre-máquina, asistente robótico quirúrgico.

1. INTRODUCCIÓN

La cirugía laparoscópica pretende reducir el número y las dimensiones de las incisiones que se practican en el paciente, con objeto de mejorar el tiempo de recuperación y disminuir las complicaciones en el post-operatorio. En este tipo de procedimiento se practican pequeñas incisiones en el cuerpo del paciente, a través de las cuales el cirujano inserta instrumentos especiales, denominados de caña larga, y una óptica con una cámara. Mediante la utilización de los mismos puede llevarse a cabo la intervención quirúrgica. Las incisiones practicadas en el abdomen para introducir el instrumental actúan como un punto de pivote o fulcro, limitando de esta forma el movimiento del instrumental (ver Figura 1).

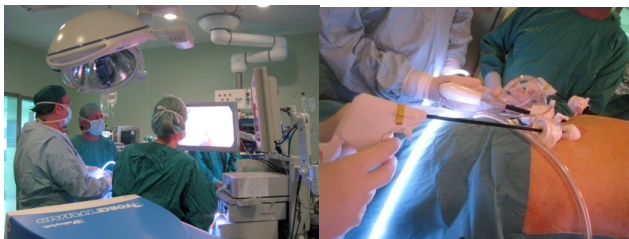


Figura 1. Técnica de cirugía mínimamente invasiva.

Debido a estas restricciones aparecen una serie de problemas que deben tenerse en cuenta a la hora de estudiar esta técnica. Uno de ellos es la inversión de los movimientos en la manipulación de las herramientas debido al pivotaje respecto del punto pulcro. Hay que destacar el problema del escalado que es función de la penetración de la herramienta, la pérdida de tacto y texturas de las estructuras anatómicas. Otra restricción es la pérdida de profundidad del campo de visión debido al uso de imágenes 2D y a la distorsión del tipo de óptica utilizada, que se manifiestan en forma de problemas de coordinación entre los ojos y las manos.

En el desarrollo de cualquier tipo de operación mediante esta técnica, el cirujano necesita un ayudante que maneje la cámara y/o alguna de las otras herramientas, haciéndose necesaria la coordinación entre ambos. Surgen los problemas de la interpretación correcta de la acción que tiene que realizar el ayudante cuando el cirujano requiere su ayuda, la inestabilidad de la imagen debido al pulso humano y la falta de precisión en la colocación de la cámara.

La incorporación de los robots en procedimientos de cirugía laparoscópica persigue superar las limitaciones en el desempeño de este tipo de técnicas. Otro objetivo de los asistentes es la sustitución del ayudante en las diferentes tareas que forman parte de este tipo de procedimiento, con la intención de que el cirujano pueda realizar la intervención en solitario. Los asistentes robóticos desarrollados en la actualidad son capaces de orientar la cámara para ver la zona anatómica de interés y en otros casos, cuentan con brazos que manejan herramientas adicionales, sirviendo éstas de apoyo al cirujano en tareas concretas dentro de una operación quirúrgica (Wang *et al.*, 2004, Butner *et al.*, 2003).

Las mejoras que aportan estos sistemas robóticos deben luchar con los problemas de procesamiento e interpretación de las órdenes e información entre el cirujano, el campo de la operación, el paciente y el asistente robótico. Por lo tanto se plantean nuevos retos ligados al interfaz de usuario que gestiona la comunicación entre el cirujano y el sistema. Algunas de las soluciones que se han adoptado para resolver dichos retos se basan en utilizar palancas de mando (joystick), en el seguimiento por visión artificial de la pinza (Casals *et al.*, 1995, Zhang *et al.*, 2002) o cabeza del cirujano (Nishikawa *et al.*, 2003), el uso de un giróscopo acoplado a la cabeza del cirujano (Finlay and Ornstein, 1995), el guiado mediante la voz (Sackier *et al.*, 1997, Muñoz *et al.*, 2000, Fernández *et al.* 2002, Muñoz *et al.*, 2001, Gomez *et al.*, 2009), mediante los ojos del cirujano (Noonan *et al.*, 2008) o los gestos de su rostro (Nishikawa *et al.*, 2003).

El objetivo de este trabajo es la obtención del sistema de *Reconocimiento de Maniobras* y el módulo de *Modelo de Intervenciones* que forman parte del interfaz multimodal. Ambos necesitan una base de conocimientos previos de la operación y un entrenamiento, de tal forma que se pueda determinar el estado de desarrollo de la operación y actuar en consecuencia sobre el brazo que controla la cámara o la herramienta. El modelado de los procedimientos de cirugía mínimamente invasiva va a permitir la automatización de tareas y la creación de un interfaz persona-máquina que es necesario para captar las órdenes del operador y desarrollar la tarea de forma más sencilla.

3. MODELO DE LA INTERVENCIÓN

La metodología seguida para la confección del modelo del operador pasa por una primera fase de estudio de los protocolos clínicos de las intervenciones consideradas (Savata *et al.*, 2005). Se trata de realizar el modelado de las maniobras y de los protocolos para que sean herramientas que el sistema de reconocimiento pueda manejar para crear el interface deseado entre robot y máquina que se está diseñando. En primer lugar, se trata de dividir el protocolo quirúrgico en etapas simples que sean fáciles de evaluar (Ko *et al.*, 2004, Ko *et al.*, 2005), denominadas maniobras. Estas maniobras se conectan de una forma sistemática y ordenada, y entre cada una de ellas existe una condición de finalización claramente definido o evento que indica el paso de la una a otra. Esta condición puede ser un gesto especial dado por parte del cirujano o incluso un cambio de la herramienta quirúrgica. De esta manera, el protocolo es la secuencia de maniobras que, de forma ideal, tienen que cubrir el cirujano y su ayudante en aras de finalizar la operación.

Por otro lado, todas las maniobras comparten un conjunto común de acciones básicas representadas por los distintos movimientos del instrumental. De esta manera, una maniobra se identifica como una secuencia concreta de estas acciones básicas. En la cirugía laparoscópica las acciones básicas se caracterizan por movimientos del instrumental limitados a cuatro grados de libertad, que se deben a las restricciones de movimiento que impone el punto de inserción del instrumental en el abdomen del paciente (punto de fulcro): izquierda-derecha, arriba-abajo, rotar sobre sí mismo y extraer-introducir (Figura 4). Estas serían las acciones básicas identificadas para el manejo de la cámara laparoscópica, pero en el caso de otra herramienta quirúrgica resulta necesario introducir otro tipo de funciones, como la apertura y cierre en la pinza. Estas dos últimas pueden combinarse también con los movimientos anteriormente nombrados para dar lugar al conjunto completo de acciones básicas.

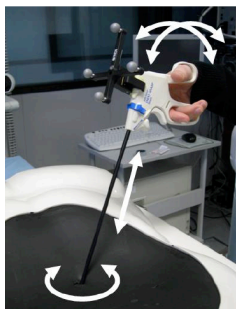


Figura 4. Cuatro grados de libertad de una herramienta quirúrgica.

Por lo tanto, teniendo en cuenta lo que se ha expuesto, el modelo

propuesto de una intervención tiene dos capas (ver Figura 5). El nivel superior responde a un modelo matemático determinístico, ya que representa el orden en que se ejecutan las maniobras ($\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_f$), donde es fijo en una operación y las relaciones entre las maniobras y los eventos son conocidas. Cada una de las maniobras queda definida mediante una capa inferior o de detalle, que consiste en un modelo estocástico representado por los estados s_1, s_2, \dots, s_N , donde cada uno de ellos corresponde a una acción básica. La representación matemática de las maniobras debe permitir analizarlas sin necesidad de observarlas directamente, así como la utilización sobre ellas de metodologías con capacidad de reconocimiento y predicción. Los Modelos Ocultos de Markov (HMM) cumplen con estas características, y proporcionan una alta flexibilidad a la hora de modelar el comportamiento del cirujano en una maniobra. De esta forma, las acciones que ejecuta el cirujano son como una caja negra para el espectador, donde la única información disponible son datos de velocidad y posición en cada intervalo de tiempo de los dos herramientas que maneja el cirujano. A partir de estos parámetros las herramientas de predicción deben estimar el estado actual de la intervención. Hay trabajos en los que se ha utilizado el modelo estocástico en cirugía mínimamente invasiva para analizar la destreza de los cirujanos en la ejecución de maniobras quirúrgicas con Modelos de Markov (Rosen *et al.*, 2001a,b, Rosen *et al.*, 2002, Rosen *et al.*, 2006). En otros casos, se han utilizado Modelos Ocultos de Markov (HMM) (Megali *et al.*, 2006), también empleados para resolver problemas de reconocimiento de patrones de señales bimédicas (Novák *et al.*, 2004), así como en el reconocimiento automático del habla (Rabiner *et al.*, 1986, Rabiner *et al.*, 1989).

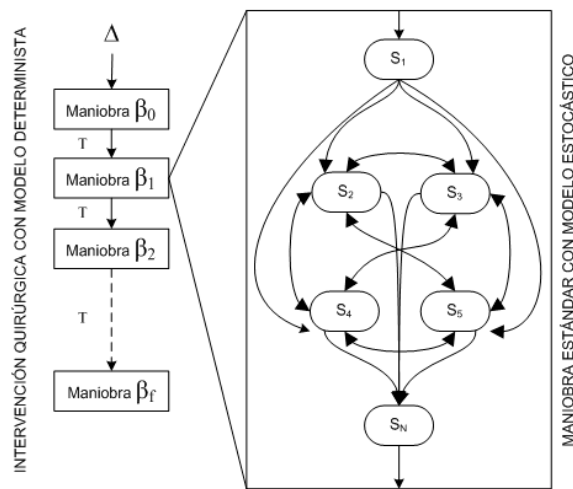


Figura 5. Modelos de la intervención y de las maniobras.

A continuación se describen los aspectos básicos de los modelos que se utilizan para representar el protocolo quirúrgico, así como los HMM empleados para modelar las maniobras.

3.1 Modelo determinista para el protocolo

Como ya se ha comentado anteriormente, cuando se decide ejecutar un protocolo quirúrgico, se desarrollan una secuencia de maniobras cuyas relaciones son fijas y ordenadas. Los parámetros que definen un protocolo de intervención se expresa como $DM = \{ \Delta, T, \beta_0, \beta_f \}$ donde:

-- $\Delta = \{ \beta_1, \dots, \beta_f \}$, es el conjunto de maniobras que constituyen un protocolo.

-- $T(\beta_i) = \beta_{i+1}$, función que determina la próxima maniobra de la

intervención.

- β_f , maniobra final de la intervención.
- β_0 , maniobra inicial.

Una intervención que se puede modelar con más facilidad y que es uno de los procedimientos laparoscópicos más importantes es la colecistectomía (Figura 6).

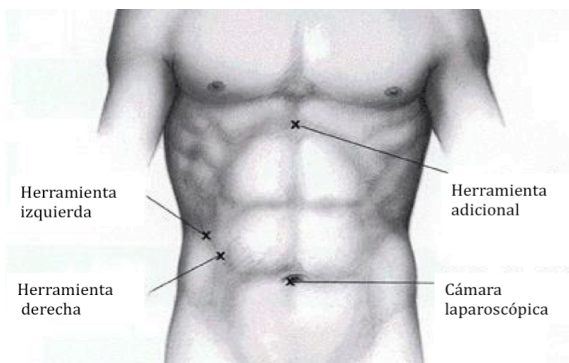


Figura 6. Distribución de las incisiones en el procedimiento de colecistectomía.

Las dos incisiones del lado izquierdo del paciente se usan para introducir dos pinzas, que ayudarán durante la operación a sujetar y retirar los tejidos. La incisión más alta permite el acceso de instrumentos para disecar, cauterizar y grapar. Por último, la cámara se inserta a través del punto supraumbilical. La zona de trabajo está situada bajo las costillas del lado derecho del paciente (hemiabdomen derecho superior), en el centro de un hipotético arco que contuviese los puntos de inserción. En la Tabla 1 aparecen las maniobras características en las que se puede dividir el protocolo de colecistectomía.

Tabla 1. Maniobras de una colecistectomía

Fases	Descripción
I	Inserción de trócares
II	Disecar para ver el conducto cístico
III	Anudar el conducto cístico
IV	Cortar el conducto cístico
V	Disecar/Separar vesicular biliar

El protocolo quirúrgico queda determinado por la Tabla 1. Ahora se necesita modelar cada una de estas maniobras que lo forman. A continuación se describen los parámetros y procedimientos necesarios para obtener los modelos de las maniobras.

Las maniobras sobre las que se estudian las relaciones de las dos herramientas del cirujano han sido extraídas del protocolo de colecistectomía y aparecen en la mayoría de los protocolos quirúrgicos: corte de tejido, transporte de material en el interior del abdomen y sutura.

3.2 Modelo estocástico para las maniobras

El modelo estocástico que describe las maniobras es el Modelo Oculto de Markov. Estos modelos están formados por un número finito de estados N , donde cada uno de ellos (s_i) representa una acción básica y posee unas características propias observables (e_i). La red que representa el HMM avanza en cada intervalo de tiempo a un nuevo estado, emitiendo una señal de salida observable, de acuerdo a una matriz de distribución de probabilidades de emisión. La topología de la red viene definida por una matriz de distribución de probabilidades de salto de estados que marca las relaciones existentes entre las acciones

básicas. Por lo tanto, los parámetros que caracterizan el HMM de una maniobra general son $\lambda=(S,E,A,B,\pi)$, donde:

- $S=\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, conjunto de acciones básicas durante una maniobra.
- $E=\{e_1, e_2, \dots, e_K\}$, salidas observadas cuando el sistema alcanza un estado concreto, donde K representa el número de salidas observables en cada estado.
- $A=\{a_{ij}\}$ siendo $a_{ij}=P[s_{t+1}=s_j | s_t=s_i]$, distribución de probabilidades de transición de estados, con $1 \leq i$ y $j \leq N$. Donde para el caso especial donde algún estado pueda alcanzar algún otro estado en un paso simple, tenemos $a_{ij} > 0$ para todo i, j .
- $B=\{b_j(k)\}$ siendo $b_j(k) = [v_k \text{ en } t | s_t = s_j]$, distribución de probabilidades de símbolos observados o características en cada estado j , con $1 \leq k \leq K$.
- $\pi = \{\pi_i\}$ donde $\pi_i = P[s_i \text{ en } t=1]$, distribución inicial de estados, con $1 \leq i \leq N$.

En la Figura 7 aparece gráficamente la relación entre los estados y la relación entre los estados y las características observables para un HMM de cuatro estados con una observación por estado.

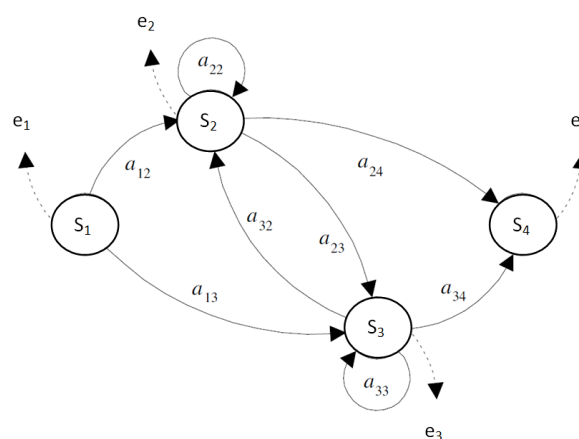


Figura 7. HMM de cuatro estados.

Una vez que se ha definido la topología de la maniobra, se presentan dos problemas básicos en el análisis de HMM (Murphy *et al.*, 1998): el problema del aprendizaje y el problema de la inferencia. Dada una secuencia de observaciones y acciones básicas, el problema del aprendizaje de una maniobra consiste en la estimar los parámetros del modelo, es decir, las matrices A y B . Por otra parte, el problema de la inferencia consiste en obtener la correspondiente sucesión de estados ocultos o acciones básicas para una secuencia de observaciones dadas. El problema del aprendizaje se resuelve con el algoritmo de Baum-Welch (Baum *et al.*, 1970, Miklós *et al.*, 2005) y el de la inferencia con el algoritmo de Viterbi (Viterbi, 2006).

4. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO

El módulo que se va a presentar en esta sección aparece en la Figura 3 y forma parte del interfaz multimodal del sistema robótico de dos brazos descrito. El modelo del operador que se ha descrito es la base para crear el sistema de reconocimiento propuesto. Ya que el modelo de comportamiento del operador se basa en una librería de maniobras quirúrgicas, donde cada componente individual de la librería se modela por medio de un HMM donde todos los estados están totalmente conectados. De esta forma, este tipo de red es capaz de tipificar cualquier movimiento del cirujano en el desarrollo de una maniobra

quirúrgica.

La construcción del mencionado modelo de comportamiento del cirujano requiere de un proceso de entrenamiento a partir de datos reales, obtenidos mientras el cirujano realiza las diferentes acciones que forman las maniobras reales. De esta manera, se obtienen los parámetros del HMM que definen cada una de las maniobras del cirujano. Este proceso de entrenamiento se realiza off-line.

El procedimiento de reconocimiento on-line durante la intervención quirúrgica utiliza el modelo de comportamiento construido para identificar la maniobra quirúrgica actual. La información proporcionada por este sistema se emplea tanto para informar al asistente robótico sobre el estado actual del protocolo quirúrgico como para supervisar las acciones del cirujano.

Tanto el proceso de entrenamiento como el sistema de reconocimiento en tiempo real necesitan de una fase de adquisición y codificado de los datos del cirujano. Esta fase persigue la conversión de los datos experimentales adquiridos en un conjunto de salidas observadas o símbolos de salida de los HMM.

En los siguientes apartados se explica la fase de adquisición y codificado de datos, el proceso de entrenamiento y el sistema de reconocimiento en tiempo real.

4.1 Fase de adquisición de datos y codificado

Los datos que se recogen del cirujano son los movimientos que éste realiza con las dos herramientas que maneja. Estos movimientos vienen definidos por las diferentes posiciones y orientaciones de las mismas que son proporcionadas por un sistema de localización 3D. Estos datos deben convertirse en un conjunto de símbolos, que se utilizarán tanto por el modulo de entrenamiento como por el sistema de reconocimiento. Estos símbolos pertenecen al conjunto *E* de salidas de los HMM usados para modelar los componentes de la librería de maniobras quirúrgicas.

En un primer paso, se han identificado el número de acciones básicas que componen todas las maniobras; a cada una de las cuales le corresponde una etiqueta o símbolo determinado que las caracteriza.

En un entorno quirúrgico se debe contar con que las condiciones son cambiantes, como las dimensiones de la sala de operaciones, el número de asistentes que coopera con el cirujano principal, el tipo de herramientas utilizadas en la operación y los parámetros fisiológicos del paciente. Por esta razón, la posición y la orientación facilitadas por el sistema de localización 3D relativas al cirujano y sus herramientas no pueden ser consideradas fijas, así que los datos deben ser pre-procesados de antemano para lograr la invarianza ante estos cambios. Hay que destacar que el sistema cuenta con dos sensores de localización 3D y que la información debe ser tratada para eliminar los efectos indeseables, como por ejemplo el ruido. Por esta razón, el primer paso es el filtrado de la información que tiene un doble objetivo, la reducción del impacto del ruido y la fusión de la información que viene de los diferentes sensores.

Cuando el seguimiento de un sistema dinámico se realiza con

varios sensores, toda la información debería combinarse de tal forma que se obtenga un vector de estados estimado; que es mejor que el sensor proporcionado por cada sensor. Para fusionar esta información se utiliza un filtro de Kalman. Se ha demostrado que los filtros de Kalman trabajan como estimadores óptimos para sistemas lineales con restricciones. Estos filtros han llegado a ser una técnica estándar para estimar la dinámica tanto de los sistemas lineales como de los no lineales. Otra función del filtro de Kalman es fusionar la información desde fuentes diferentes (Kalman *et al.*, 1960, Gan *et al.*, 2001).

Si se realiza el seguimiento de una herramienta quirúrgica como la que aparece en la Figura 8, y ésta se mueve con baja aceleración, su posición y su velocidad pueden aproximarse por la Ecuación 17 y 18.

$$\begin{bmatrix} \bar{x} \\ \bar{v} \end{bmatrix}_{K+1} = \begin{bmatrix} \bar{I} & \Delta T \bar{I} \\ 0 & \bar{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{x} \\ \bar{v} \end{bmatrix}_K + \begin{bmatrix} \frac{\Delta T^2}{2} \bar{I} \\ \Delta T \bar{I} \end{bmatrix} \bar{a}_K + \begin{bmatrix} O(\Delta T^3) \\ O(\Delta T^2) \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{y}_1 \\ \vdots \\ \bar{y}_N \end{bmatrix}_K = \begin{bmatrix} \bar{C}_1 \\ \vdots \\ \bar{C}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{x} \\ \bar{v} \end{bmatrix}_K + \begin{bmatrix} \bar{w}_1(t) \\ \vdots \\ \bar{w}_N(t) \end{bmatrix} \quad (18)$$

Donde:

- \bar{x} , \bar{v} y \bar{a} son la posición, la velocidad y la aceleración de la herramienta, respectivamente.
- \bar{y}_j es la medida del sensor *j*-th.
- \bar{w}_j es el ruido Gaussiano blanco con matrices de covarianza $\bar{R}_j(t)$ relativa al sensor *j*-th.
- ΔT es el incremento de tiempo.

Las matrices de covarianza se pueden obtener según la Ecuación 19.

$$\bar{R}(t) = \begin{bmatrix} \bar{R}_1(t) & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \bar{R}_N(t) \end{bmatrix} \quad (19)$$

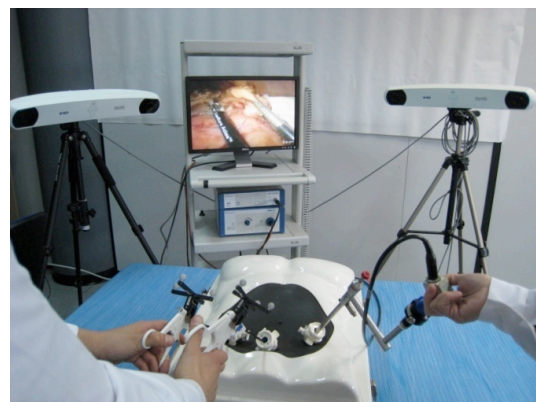


Figura 8. Seguimiento de herramientas mediante dos sensores.

Una vez que se tiene la señal filtrada, se procede al codificado de la información que es el paso previo para aplicar los HMMs.

Para el modelado de las maniobras se requiere una caracterización de las acciones básicas que las forman. Cada acción básica va a tener su propio código con la información compactada que la describe. Por lo tanto, es necesario construir una base de datos de los códigos formados a partir de expresiones numéricas de los diferentes movimientos del instrumental. En nuestro caso se han estudiado un conjunto de parámetros descriptores y se han seleccionado estos cuatro para formar el vector de características: el primero indica el ángulo entre las herramientas izquierda y la derecha que maneja el cirujano. El segundo muestra la magnitud de la distancia entre las puntas. Los niveles de velocidad de la herramienta izquierda y derecha están reflejados en el tercero y cuarto. En la Figura 9 aparece el vector de características con las cuatro componentes que lo forman.



Figura 9. Vector de características que define una acción básica.

En la Figura 10 aparecen las distintas medidas extraídas de las dos herramientas quirúrgicas que maneja el cirujano.

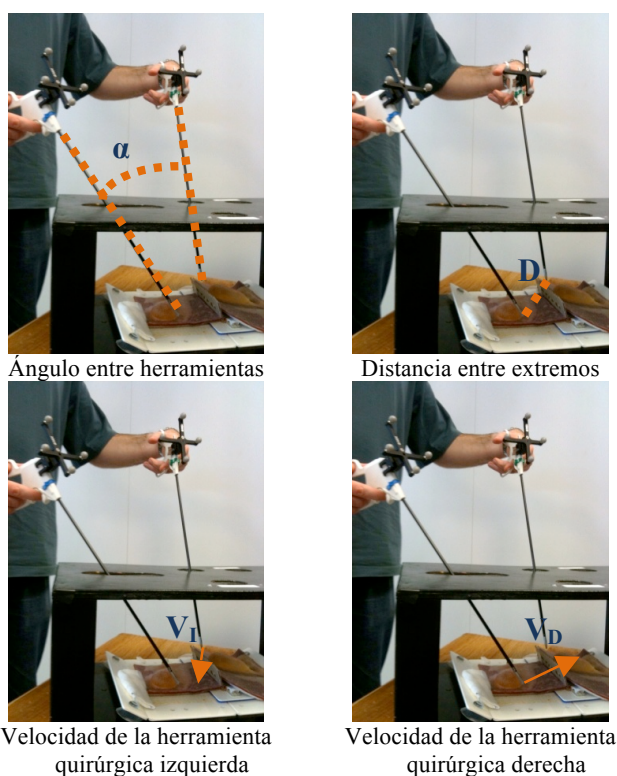


Figura 10. Componentes del vector de características.

Estos vectores de características recopilan la información de los sensores en cada tiempo de muestreo. En ese momento se evalúa el ángulo que forman las herramientas y se le asigna un valor del rango $\{0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12\}$, siendo 0 el correspondiente a 0 grados y 12 si forman 120 grados. De esta forma la primera componente del vector de características tiene uno de estos valores. En el caso de la segunda componente, si la distancia entre extremos es menor a 40 mm o mayor a ésta los valores son $\{0,1\}$. La tercera y cuarta componentes toman los valores $\{0,1,2\}$ según la velocidad sea próxima a cero, media o elevada.

Una vez que se haya obtenido el vector de características para ese instante, se procede a codificar el mismo mediante una red neuronal. La red neuronal genera un único código, concentrando la información que contiene el vector de características en un solo valor. Cada uno de estos valores que se extraen de la red neuronal da lugar a las diferentes observaciones que pueden caracterizar los estados o acciones básicas de los modelos de Markov ocultos que se quieren modelar.

Se han generado como entradas de la red neuronal todos los vectores de características posibles que pueden formarse con los valores de las cuatro componentes que lo forman, y a cada uno de ellos se les ha asignado un valor entero. El proceso de codificado se muestra en el bloque “Codificación con Red Neuronal” de la Figura 11.

El entrenamiento de la red neuronal de codificación se realiza en la fase de entrenamiento off-line, porque según el número de observaciones que se obtienen, la estructura de capas de la red y el número de neuronas que la forman se verá afectada.

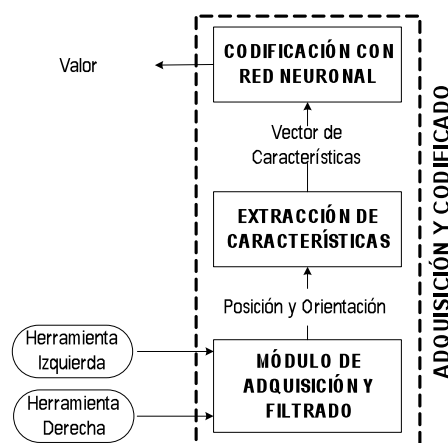


Figura 11. Adquisición y Codificado.

4.2 Entrenamiento off-line de HMMs de las maniobras

La fase de entrenamiento pretende obtener los parámetros del HMM que describen una determinada maniobra, por lo que se debe disponer de una base de datos experimental para generar los patrones o secuencia de observaciones que definen dichas maniobras. Para este procedimiento se utiliza el algoritmo de Baum-Welch.

La construcción de la red neuronal para el codificado de la caracterización de las acciones básicas se expone en la Figura 12. La red neuronal de codificado necesita los vectores de características como entrada para extraer los diferentes códigos. En la base de la figura aparece el módulo de adquisición y codificado que dota al sistema de la información de los movimientos de las herramientas quirúrgicas del cirujano. La información extraída de los sensores son las orientaciones y posiciones del mango de la herramienta. El módulo de adquisición y codificado se realizan las operaciones necesarias para obtener las cuatro componentes del vector de características. Para ese vector de características obtenido se asigna una observación codificada, y éstas son las entradas necesarias para el algoritmo de entrenamiento de retropropagación de la red neuronal de codificado.

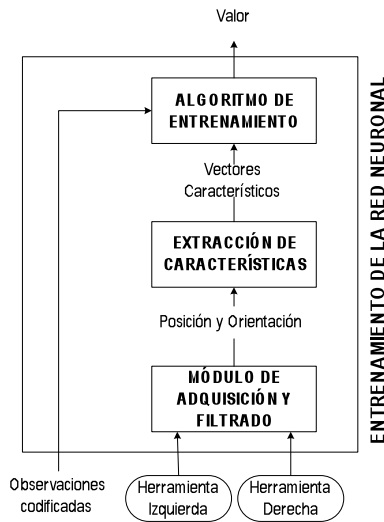


Figura 12. Entrenamiento de la Red Neuronal.

Una vez que se obtienen las diferentes observaciones correspondientes a las distintas acciones básicas que dan lugar a una determinada maniobra, se define la estructura de la red de estados que forman el HMM de la maniobra. En este punto, mediante la secuencia de observaciones codificadas y su secuencia de acciones básicas (E) que son la entrada del algoritmo Baum-Welch, se ajustan los parámetros para cada maniobra (A, B). Este proceso aparece en la Figura 13.

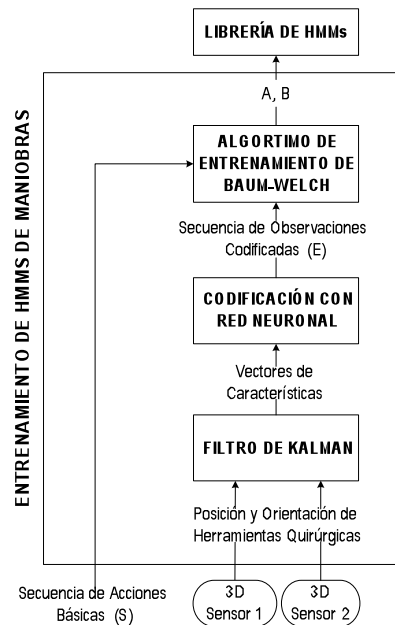


Figura 13. Entrenamiento de HMMs.

En primer lugar aparece el tratamiento de los datos obtenidos a partir de los sensores de localización 3D que captan los movimientos de las herramientas durante la intervención. Mediante el filtro de Kalman, la información de los dos sensores se fusiona y se intentan paliar las sombras en la captura de la información. Se construyen los vectores de características y se codifican con la red neuronal. Esta observación codificada y su acción básica correspondiente son los parámetros de entrada para que el algoritmo de Baum-Welch ajuste las relaciones entre las

acciones básicas de la matriz de estados del modelo. Cada modelo HMM de la maniobra entrenado pasa a formar parte de la librería de maniobras que se utiliza en la fase de reconocimiento on-line.

4.3 Reconocimiento on-line de maniobras

El objetivo del reconocimiento de maniobras en tiempo real como interfaz de usuario consiste en la identificación de un movimiento específico a partir de una secuencia de observaciones codificadas (E), que han sido generadas en la adquisición y codificado de datos. Usando esta información (E) y la librería de modelos de maniobras generados (A, B) en la fase de entrenamiento, el proceso de reconocimiento devuelve la maniobra quirúrgica actual (ver en la Figura 14).

Los movimientos se van codificando en cada instante mediante la red neuronal. La secuencia de observaciones que se obtiene va pasando por cada HMM que forma la librería de modelos y con el algoritmo de Viterbi se calcula la probabilidad a través del camino que la secuencia de observaciones toma por los distintos estados o acciones básicas que le corresponden. El algoritmo de Viterbi por lo tanto nos devuelve la probabilidad de cada una de las maniobras que se encuentran en la librería y la que posea la probabilidad más alta debe ser la que más se parece a la maniobra actual que se está ejecutando. Por lo tanto, con este proceso se puede reconocer la maniobra que el cirujano está desarrollando.

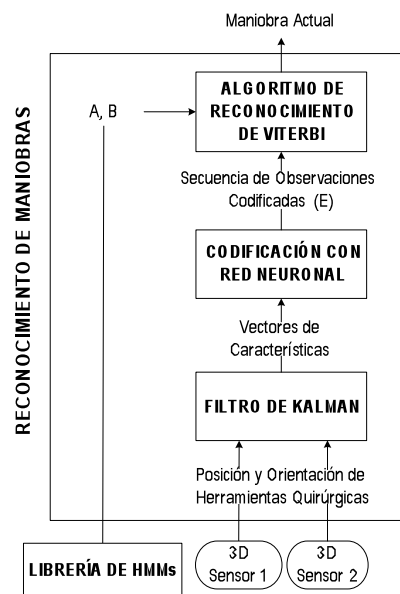


Figura 14. Reconocimiento on-line de maniobras.

5. IMPLANTACIÓN Y EXPERIMENTOS

Se han diseñado un conjunto de experimentos para validar el modelo de la intervención propuesto de dos capas y el sistema de reconocimiento de maniobras como interfaz de usuario. Los experimentos se basan en el reconocimiento del movimiento del instrumental quirúrgico durante las maniobras de sutura, corte de tejido y transporte de material. Maniobras que aparecen en el protocolo de colecistectomía y en la mayoría de los protocolos quirúrgicos.

En esta sección se describe el proceso seguido para conseguir el sistema de reconocimiento de maniobras. Para poder formar la librería de maniobras que necesita el sistema de reconocimiento,

los modelos de las tres maniobras anteriores deben ser entrenados. Para ello, siguiendo con los pasos del apartado 4 se comienza con la búsqueda de los patrones de movimientos de las mismas y la relación entre ellos. A continuación se muestra la codificación de esos patrones de movimiento y su utilización en el proceso de entrenamiento de los HMMs de las maniobras. Para finalizar se muestran los resultados del sistema de reconocimiento para estas maniobras.

5.1 Fase de adquisición de datos y codificado

Para la adquisición de la posición y orientación de las herramientas quirúrgicas se utiliza un sistema de adquisición compuesto por dos sensores de localización 3D (Sistema Polaris Spectra). El sistema Polaris Spectra es un dispositivo de medida óptico de posiciones en tres dimensiones capaz de seguir los movimientos de unas marcas unidas a la herramienta quirúrgica. Pero en los sistemas de seguimiento de herramientas quirúrgicas se suele presentar un problema muy común, que consiste en la existencia de áreas de sombra, donde los sensores no pueden capturar los datos. La existencia de áreas ocultas en este tipo de entornos se debe a que la posición del cirujano o de un asistente puede estar bloqueando el área de visión del sensor. Por esta razón se ha utilizado un sistema redundante de dos sensores. El entorno en el que se han realizado los experimentos aparece en la Figura 15, en ella también se han representado los sistemas de referencia de cada uno de los sensores y de las dos herramientas quirúrgicas que van a ser utilizadas en el desarrollo de las maniobras. El sensor 1 adopta el papel de sistema de referencia global y sobre éste se van expresar las mediciones que se obtengan del sensor 2.



Figura 15. Sistemas de referencia en el montaje experimental.

El sistema Polaris Spectra proporciona una API para poder comunicarlo con las aplicaciones que se diseñen. Para la creación de nuestro sistema de adquisición de datos se han desarrollado las funciones necesarias para la comunicación con ambos sensores sobre MatLab. El conjunto de comandos y parámetros generados permiten configurar y solicitar información al sistema. La conexión se hace a través de un puerto USB y el driver Host USB Converter emula el puerto serie de comunicación.

El módulo de adquisición de datos sincroniza las medidas facilitadas por los sensores, debido a que éstas se encuentran desfasadas entre sí en el tiempo. Los datos ofrecidos por ambos sensores permiten reducir las zonas de sombra, ya que si un sensor no ve la herramienta y la información puede ser obtenida por el otro sensor. Una vez procesada la información se tiene una

única medida expresada en el sistema de referencia del sensor maestro que es el sensor 1. En la Figura 16 se muestran las medidas tomadas por el sensor 1 (maestro) y el sensor 2 (esclavo) de una de las herramientas y la combinación de los datos para la reducción de las zonas de sombra. Las zonas celestes representan que no existen medidas de ninguno de los sensores, mientras las rosas cuando existen.

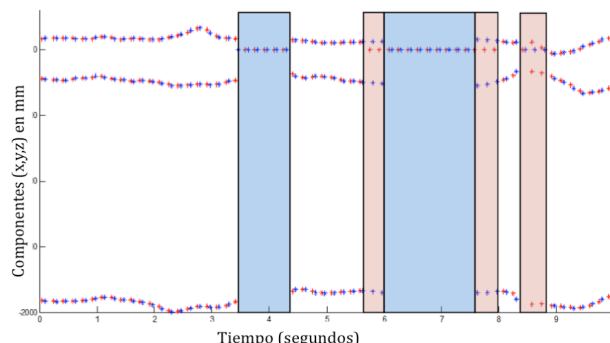


Figura 16. Sombras en los sensores (tiempo muestreo 0.2 s).

Una vez que se combina la información procedente de los dos sensores, la información de los sensores mejora con la utilización de un filtro de Kalman, ya que el vector de estados estimado es mejor que el proporcionado por cada sensor. Aunque si las sombras son grandes los valores que se obtienen no tienen nada que ver con los verdaderos movimientos que se realizan, por lo que en este caso el sistema de reconocimiento espera a la obtención de datos correctos de nuevo para continuar con su ejecución.

5.2 Entrenamiento off-line de HMMs de las maniobras

Se define las diferentes maniobras que se quieren modelar sabiendo que una secuencia determinada de patrones de movimientos o acciones básicas da lugar a una maniobra determinada. A continuación se muestran las secuencias de acciones básicas de las maniobras de sutura, corte y transporte de material, que intentan emular los ensayos in-vitro de una intervención quirúrgica.

La evaluación de la maniobra de “corte de tejido” da lugar a las siguientes acciones básicas, cuando se intenta realizar un corte recto de tejido, donde una de las pinzas es la que realiza el corte y la otra la sujeción (ver Figura 17): introducir instrumental, agarrar tejido con la pinza izquierda, cortar con la derecha y repetir el proceso hasta extraer el instrumental.

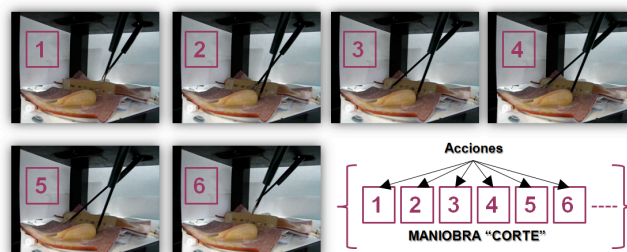


Figura 17. Secuencia de acciones en el corte de tejido.

La siguiente maniobra que se va a analizar es el “transporte de material” dentro del abdomen. En el interior del paciente se introducen objetos necesarios para el desarrollo de la maniobra, en este caso se quiere representar la situación de mover una gasa

a una zona donde se necesita. En la Figura 18 se muestra el transporte de la gasa desde el lado derecho de la sutura al izquierdo.

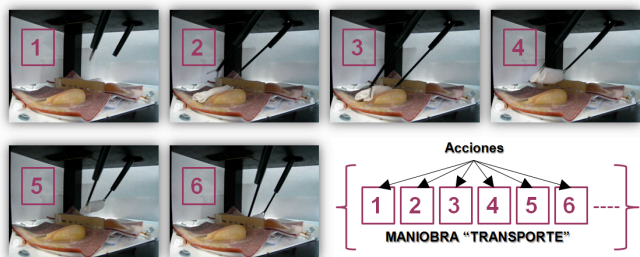


Figura 18. Secuencia de acciones en el transporte de material.

La maniobra de sutura es la más complicada de las tres por el número de operaciones que se tienen que realizar y la precisión de las mismas al mover la aguja. En la Figura 19 se encuentran las relaciones entre las herramientas cuando se cose en línea recta: introducir instrumental, agarrar aguja con pinza derecha, introducir por el orificio, extraer con pinza izquierda, agarrar con pinza derecha y repetir las acciones hasta completar la sutura.

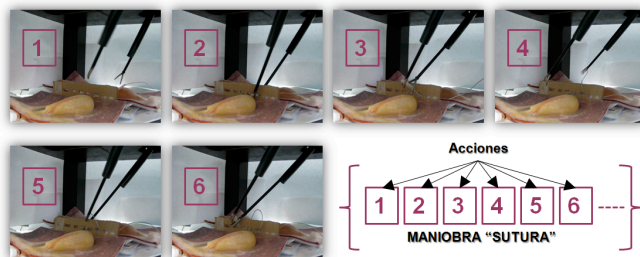


Figura 19. Secuencia de acciones en la sutura.

El análisis de las maniobras y de las observaciones que se ha generado da lugar a una estructura resultante que es un diagrama completamente conectado de estados. Las distintas maniobras han dado como resultado 234 códigos observables, que describen todas las posibles acciones básicas. Los códigos observables provienen de una red neuronal de codificación entrenada con 234 vectores de características en las que a cada vector se le asignó una codificación. Esta codificación únicamente depende de la distancia y el ángulo entre las dos herramientas quirúrgicas a medida que una tarea específica se está desarrollando y de las velocidades. Con las velocidades se pueden discriminar las sub-fases de extracción e introducción en las que presentan una magnitud mayor, mientras que el desarrollo de las tareas está caracterizado por unas velocidades menores.

Los modelos ocultos de Markov tendrán 234 estados, pero según la maniobra que se entrene las relaciones entre estados serán diferentes, siendo algunos saltos entre estados más probables que otros. Por lo tanto, cada acción básica tendrá un único vector de características codificado. Las probabilidades de salto entre estados se han obtenido mediante el algoritmo de Baum-Welch, donde se ha entrenado el modelo con la secuencia de observaciones y la secuencia de acciones básicas que se generan al ejecutar una maniobra determinada. Los modelos ocultos de Markov han sido entrenados con 150 maniobras para cada uno de los casos: la sutura, el transporte de material y el corte de tejido.

El tipo de movimientos que se produce en el desarrollo de las

maniobras aparecen en las Figuras 20, 21 y 22. Se puede apreciar que los movimientos más amplios y con velocidades más altas corresponden a las acciones de inserción y extracción.

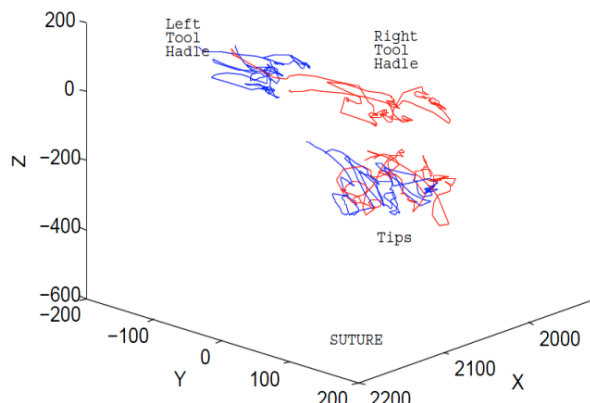


Figura 20. Trayectorias (mm) de las herramientas en la sutura.

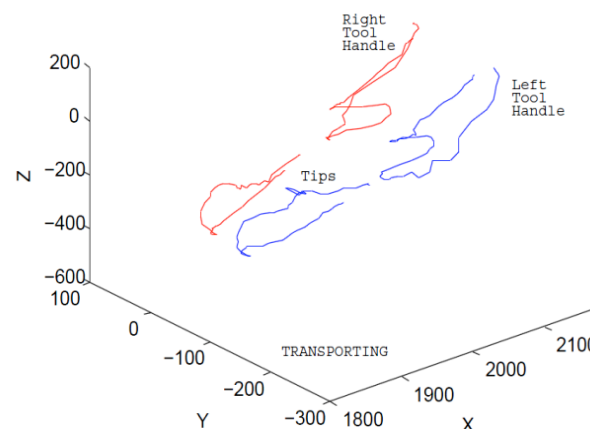


Figura 21. Trayectorias (mm) de las herramientas en el transporte de material.

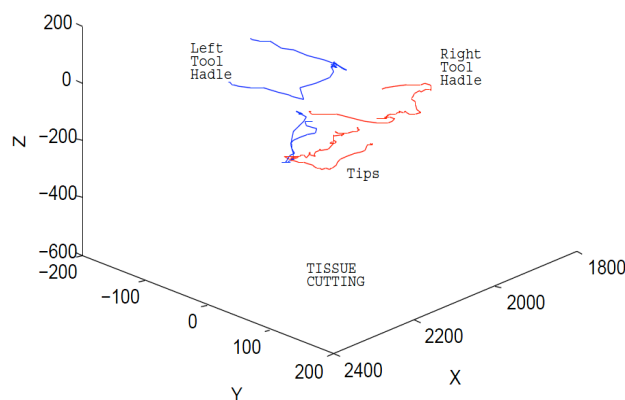


Figura 22. Trayectorias (mm) de las herramientas en el corte de tejido.

5.3 Reconocimiento on-line de maniobras

Para validar el sistema de reconocimiento de maniobras basado en HMMs, se ha evaluado el número de aciertos con 35 maniobras de cada tipo. Los resultados se presentan en la Tabla 3.

Los resultados obtenidos son satisfactorios utilizando como acciones básicas las relaciones entre los dos instrumentos

quirúrgicos que controla el cirujano. Estos HMMs están basados en las interacciones entre herramientas, dejando a un lado las fuerzas de interacción de las mismas con los tejidos o con otros objetos que se encuentran en el interior del abdomen. Otra información que no se ha tenido en cuenta y que podría ser muy valiosa en el diseño de los modelos es la apertura o cierre de la pinza. El análisis de la imagen de laparoscopia también mejoraría la calidad de las observaciones o vectores característicos que definen los diferentes estados o acciones básicas de una maniobra. La creación del tipo de observaciones se hubiera enriquecido si se hubiera tenido en cuenta estos parámetros. Por esta razón, los aciertos del sistema de reconocimiento se pueden mejorar si las observaciones son capaces de contener más información relevante. Aunque hay que destacar que los modelos que se han entrenado en este trabajo no necesitan conocer las trayectorias específicas de las herramientas en las distintas maniobras, sólo sus interacciones. Por lo que, los resultados son invariantes a la escala y a la rotación.

Tabla 3. Resultados del reconocimiento de maniobras

Maniobras	Nº maniobras para entrenar	Nº maniobras para validar	Aciertos
Sutura	150	50	88.57 %
Corte de tejido	150	50	82.86 %
Transporte	150	50	85.71 %

6. CONCLUSIONES

La estrategia propuesta para el reconocimiento de maniobras quirúrgicas presenta un gran potencial. Estos son solo los primeros pasos que se han dado en el modelado de maniobras, utilizando para ello solo las relaciones entre los instrumentos quirúrgicos durante la intervención. El principal objetivo del trabajo consiste en conseguir un sistema de reconocimiento de las maniobras que permita la coordinación del cirujano con un asistente robótico. Se ha probado, que bajo ciertas condiciones, el reconocimiento experimental de maniobras es posible con un alto grado de exactitud.

La utilización de los modelos ocultos de Markov es una herramienta con gran potencial, ya que además de servir como sistema de reconocimiento permite ser generador de estados o acciones básicas. Esto podría utilizarse para la reproducción de movimientos automáticos una vez que han sido entrenados. Un problema en el modelado con este tipo de técnicas se presenta en la codificación de las observaciones y en los estados o acciones básicas que forman las maniobras. Se pueden mejorar los resultados obtenidos en este trabajo con una codificación diferente, con cambios en el número de estados elegidos y en la generación de observaciones con un contenido más alto de información (análisis de imágenes, fuerzas y momentos, apertura y cierre de la pinza).

Hay que destacar que el sistema de reconocimiento de maniobras tiene tiempos de cómputo que no sobrepasan las capacidades actuales. El entrenamiento de las maniobras es relativamente rápido una vez que se tienen los datos experimentales tratados. Lo que puede llevar más tiempo es la definición de la estructura más óptima para las maniobras: la elección del número de estados óptimos y las relaciones entre ellos.

El planteamiento que engloba el uso de HMM presenta un comportamiento satisfactorio con un acierto por encima del

85%, con un pequeño coste computacional, por lo que es un acercamiento prometedor al sistema de reconocimiento de maniobras que se desea, sobre todo en entornos de tiempo real.

Un primer objetivo que se quiere cubrir en los trabajos futuros consiste en la verificación *in-vivo* de la metodología propuesta con animales de experimentación. Además, con la colaboración Médicos Internos Residentes en la realización de prácticas de maniobras de cirugía laparoscópica se puede extraer información más exacta para el modelado de maniobras. De este modo, se pretende enriquecer la caracterización de las acciones básicas a partir del tratamiento de las imágenes laparoscópicas para conocer el tipo de material que se está utilizando en cada momento. Finalmente, otro objetivo se encuentra en el estudio de la bondad de distintas configuraciones teóricas para los modelos de identificación (por ejemplo redes de base radial) y distintas estructuras híbridas, como por ejemplo, el uso de redes neuro-borrosas.

REFERENCIAS

- Baum L. E. y otros (1970). A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of markov chains. *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 41, No. 1, pp. 164-171.
- Bauzano E y otros (2009). Three-Layer Control for Active Wrists in Robotized Laparoscopic Surgery. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Missouri, EEUU.
- Brell M., et al., "Positioning tasks in multimodal computer-navigated surgery", *IEEE Multimedia*, 2007, pp. 42-51.
- Butner S., et al., "Transforming a Surgical Robot for Human Telesurgery", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Octubre 2003, Vol. 19, No. 5, pp. 818-824.
- Casals A. y otros (1995). Vision Guided Robotic System for Laparoscopic Surgery. *IFAC International Congress on Advanced Robotics*, Barcelona, España, p. 33-36.
- Fernández J.J., "Robots para movimiento de la cámara en cirugía laparoscópica", ETSII, Universidad de Málaga, 2002.
- Finlay P.A. and M. H. Ornstein, "Controlling the Movement of a Surgical Laparoscope", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Mayo/Junio 1995, pp. 289-291.
- Gan Q., et al., "Comparison of two measurement fusion methods for Kalman filter based multisensory data fusion", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 37(1), pp. 273-280.
- Gomez J. B. , et al., " Mouth gesture and voice command based robot command interface", *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2009, pp. 333-338.
- Güven Y., et al., "Medical user interface for orthopedical surgical robotic system", *15th National Biomedical Engineering Meeting*, 2010, pp. 16-22.
- Kalman R.E., "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering*, 82 (Series D),1960, pp. 35-45.
- Ko Seong-Young y Kwon Dong-Soo, "A Surgical Knowledge Based Interaction Method for a Laparoscopic Assistant Robot", *Proceedings of the 2004 IEEE International Workshop on Robot and Human*, Japon, Septiembre 2004, pp. 313-318.
- Ko Seong-Young, et al., "Intelligent Interaction between Surgeon and Laparoscopic Assistant Robot System", 2005

- IEEE International Workshop on Robots and Human Interactive*, Agosto 2005, pp. 60–65.
- Megali G., et al., “Modelling and Evaluation of Surgical Performance Using Hidden Markov Models”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Octubre 2006, Vol. 53, No. 10, pp. 60–65.
- Miklós y Meyer I. M., “A linear memory algorithm for Baum-Welch training”, *BMC Bioinformatics*, 2005, Vol. 6, No. 1.
- Muñoz V. F., et al., “A Medical Robotics Assistant for Minimally Invasive Surgery”, *IEEE International Conference on Robotics and Automation ICRA*, San Francisco (USA), 2000, Vol. 3, pp. 2901-2906.
- Muñoz V. F., et al., “A new robotic endoscope manipulator”, *Surgical Endoscopy, Ultrasonic and Interventional Techniques*, Springer-Verlag. New York, Junio 2001, Vol. 15, No. 9, pp. 924-927.
- Murphy K., “Hidden Markov Model (HMM)”, Toolbox for Matlab [Online]. Disponible: <http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Software/HMM/hmm.htm>
- Nishikawa A., et al., “FAce MOUSE: A Novel Human–Machine Interface for Controlling the Position of a Laparoscope”, *IEEE Transactions On Robotics And Automation*, Octubre 2003, Vol. 19, No. 5, pp.825-841.
- Noonan D.P., et al., “Gaze contingent articulated robot control for robot assisted minimally invasive surgery”, *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2008, pp. 1186-1191.
- Novák D., et al., “Speech Recognition Methods Applied to Biomedical Signals Processing”, *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, San Francisco, USA, Septiembre 2004, pp. 118-121.
- Rabiner L.R., “A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition”, *Proceedings of the IEEE*, Febrero 1989, Vol. 77, No. 2, pp. 257-286.
- Rabiner L.R., “An Introduction to Hidden Markov Models”, *IEEE ASSP MAGAZINE*, Enero 1986, pp. 4-16.
- Rosen J., et al., “Objective Laparoscopic Skills Assessments of Surgical Residents Using Hidden Markov Models Based on Haptic Information and Tool/Tissue Interactions”, *Studies in Health Technology and Informatics - Medicine Meets Virtual Reality*, Newport Beach, CA, Enero 2001.
- Rosen J., et al., “Markov Modeling of Minimally Invasive Surgery Based on Tool/Tissue Interaction and Force/Torque Signatures for Evaluating Surgical Skills”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Mayo 2001, Vol. 48, No. 5, pp. 579-591.
- Rosen J., et al., “The BlueDRAGON - A System for Measuring the Kinematics and the Dynamics of Minimally Invasive Surgical Tools In-Vivo”, *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics & Automation*, Washington, Mayo 2002, Vol. 2, pp. 1876-1881.
- Rosen J., et al., “Generalized Approach for Modeling Minimally Invasive Surgery as a Stochastic Process Using a Discrete Markov Model”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Marzo 2006, Vol. 53, No. 3, pp. 399-413.
- Sackier J., et al., “Voice Activation of a Surgical Robotic Assistant”, *The American Journal of Surgery*, Octubre 1997, Vol. 174, No. 4, pp. 406-409.
- Satava R., “Virtual reality surgical simulator”, *Surgical Endoscopy*, 1993, Vol. 7, pp. 203–205.
- Tsekos N.V., “MRO-guided robotics at the U of Houston: Evolving Methodologies for interventions and surgeries”, *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2009, pp. 5637-5640.
- Viterbi A. J., “A personal history of the Viterbi algorithm”, *IEEE Signal Processing Magazine*, Julio 2006, Vol. 23, pp. 120 - 142.
- Wang Y., et al., “Automated endoscope system for optimal positioning”, Patente de invención número US5815640, Estados Unidos.
- Zhang S.H., et al., “The human machine interface implementation for the robot assisted endoscopic surgery system”, *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, 2002, pp. 442-447.