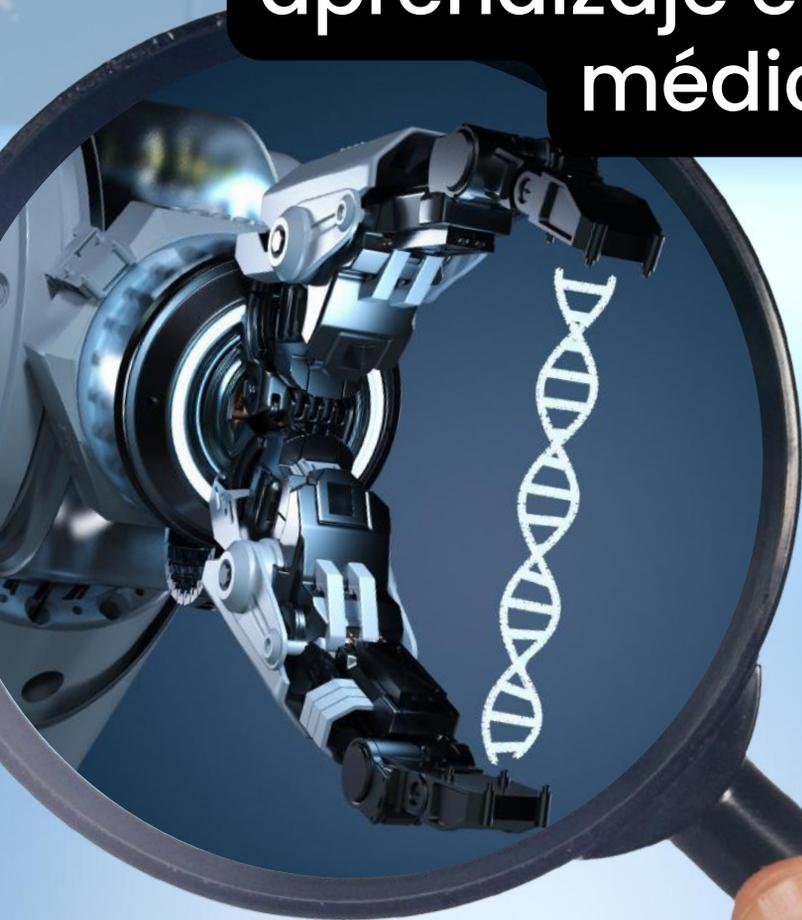


Más allá de lo evidente: aprendizaje en robótica médica



Alejandro Gutierrez Giles
Miguel Á. Padilla Castañeda

1036



Más allá de lo evidente: aprendizaje en robótica médica



Cómo citar este artículo: Gutierrez Giles A, Padilla Castañeda MA. 2023. Más allá de lo evidente: aprendizaje en robótica médica. Revista Ciencia y Naturaleza 01 (1036): 00-00.





¿Se pueden conocer cosas que no se miden directamente?

Por supuesto que sí. Cuando vamos al médico, este puede inferir nuestro estado de salud haciéndonos una serie de preguntas y tomando algunas mediciones como de temperatura, presión, oxigenación, entre otras. Con esta información y su conocimiento previo, el médico hará una estimación del estado general de nuestra salud o incluso diagnosticar alguna enfermedad y su grado de avance.

De manera similar, podemos tener una idea aproximada de la composición de la atmósfera de Júpiter o Saturno sin la necesidad de viajar hasta allá. De nuevo, podemos inferir esta composición a partir de mediciones indirectas como fotografías o espectrogramas.





En un ejemplo más cotidiano, podemos saber que está lloviendo sin necesidad de salir al exterior si alguien que viene de afuera entra mojado a nuestra casa. Incluso podríamos estimar la intensidad de la lluvia observando qué tan empapada viene dicha persona. Por supuesto hay otras explicaciones posibles además de la lluvia, por lo que nuestra conclusión dependerá de todo un conjunto de evidencias obtenidas.



Yaroslav Shuraev



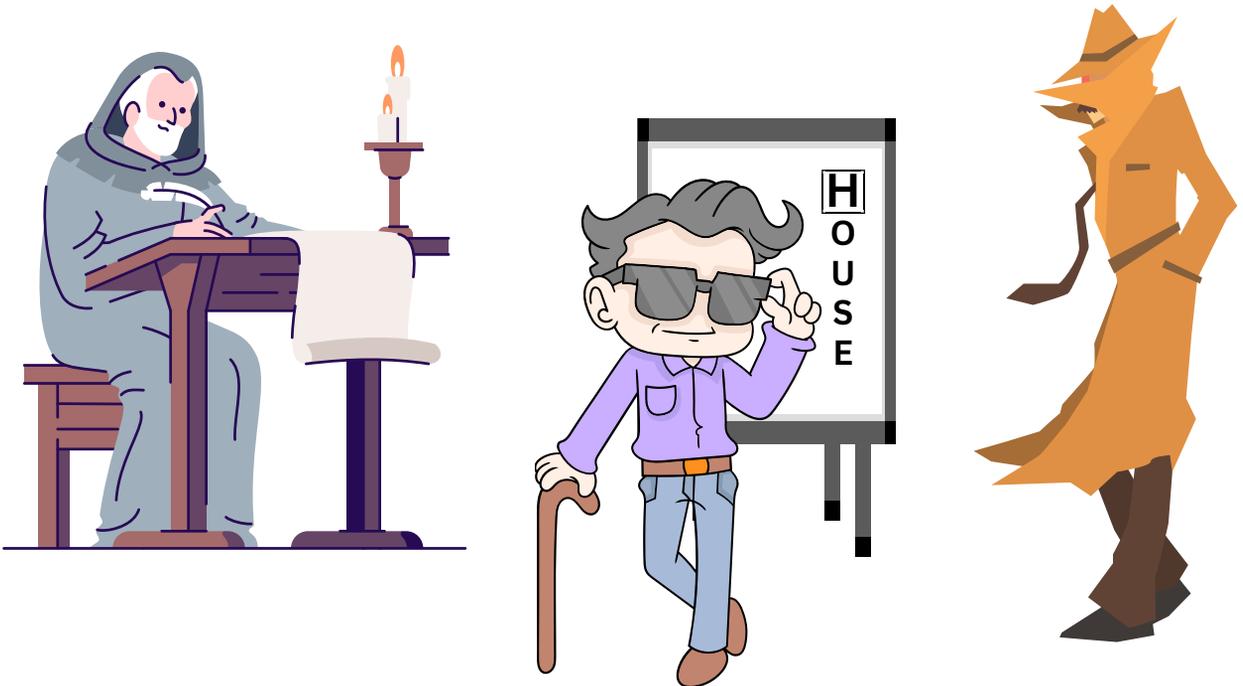
Podemos saber que está lloviendo sin necesidad de salir, si vemos que alguien que viene de afuera entra mojado a nuestra casa.

Figura 1. Detección indirecta de la lluvia si el perro está mojado.

La estimación se basa en el pensamiento deductivo. Ya desde la antigüedad se utilizaban mediciones indirectas. Por ejemplo, los egipcios fueron capaces de medir la altura de las pirámides de Giza a partir de mediciones de las sombras proyectadas en el suelo a distintas horas del día. En la antigua Grecia, el filósofo Eratóstenes ideó un método para medir la circunferencia de la Tierra basado en la proyección de la sombra de un mismo poste colocado en dos ciudades lejanas a una misma hora del día.



Existen personajes famosos por sus poderes deductivos, por ejemplo, William de Baskerville, al principio del libro *El Nombre de la Rosa* indica dónde se encuentra un caballo perdido sin haberlo visto antes y más aún sin que le preguntaran siquiera si había visto un caballo. En la televisión, otro personaje famoso, el Dr. House, es capaz de diagnosticar a sus pacientes sin estar en la misma habitación que ellos, sólo con la información que recolecta de varias fuentes: sus colaboradores, el entorno, los análisis y prácticamente de cualquier detalle.



No obstante, quizá el deductor más famoso de la historia es el también personaje ficticio Sherlock Holmes, creado por Arthur Conan Doyle. Desde el primer libro en el que aparece el famoso detective, "Estudio en Escarlata", se nos da una prueba de su gran capacidad deductiva al conocer a su futuro compañero de aventuras, el Dr. Watson, y deducir acertadamente que este último había estado en Afganistán ¡Sólo le bastó con mirarlo por unos instantes!



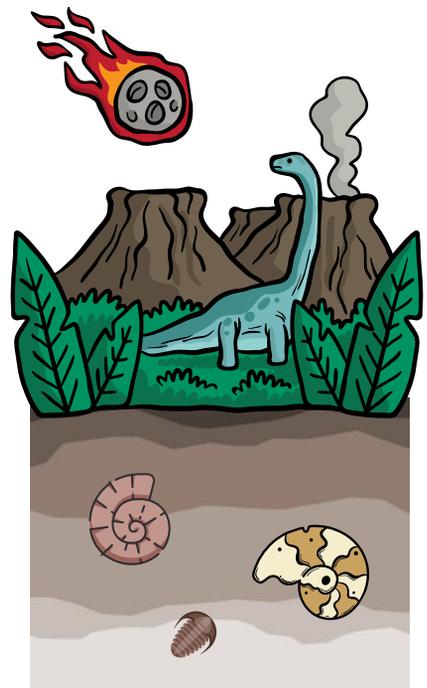
“ **Mi nombre es Sherlock Holmes. Es mi negocio conocer lo que los demás no conocen.** ”



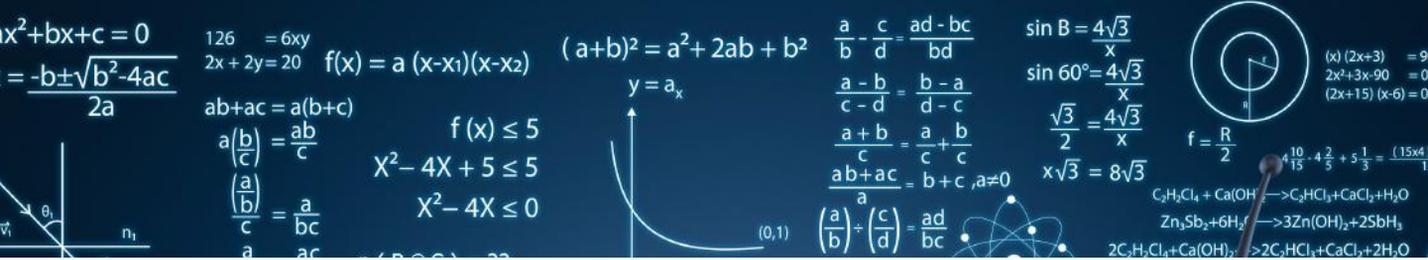
Sherlock Holmes, personaje creado por Arthur Conan Doyle



Claramente los personajes citados en el párrafo anterior son todos ficticios y las deducciones que realizan pueden parecer un poco hechas a modo cuando uno quisiera trasladarlas a la realidad. Sin embargo, estos ejemplos sirven para ilustrar un punto: hay información oculta contenida en las cosas que podemos medir u observar fácilmente. La información incluso puede provenir del pasado y quedar grabada en una señal que podemos medir en el presente. Por ejemplo, conocemos la época aproximada en la que se extinguieron los mamuts o la fecha en la que cayó el meteorito en la península de Yucatán gracias a la información que podemos extraer de diversas fuentes.



Si hay información oculta en las mediciones que podemos tomar, entonces es natural pensar que cuanto mayor sea la cantidad de datos que reunamos mayor será el conocimiento de las señales ocultas que podamos obtener. Esto es verdadero hasta cierto punto. En el ejemplo de la lluvia, no nos serviría de mucho fijarnos si la ropa de las personas a nuestro alrededor está mojada si éstos han permanecido todo el día adentro de la casa, no importa si son muchos. En esa situación en particular valdría más la información de una sola persona que viniera del exterior.



Por lo tanto, mucha información no siempre significa mejor conocimiento de lo no medible. Para sistemas físicos sencillos, se puede medir, mediante herramientas matemáticas (por ejemplo, el Gramiano de observabilidad), qué tan buena es una señal para conocer las otras señales que no se están midiendo. Así, por ejemplo, se puede diseñar un automóvil con la menor cantidad de sensores, o los más económicos, para obtener la mayor cantidad de información posible al menor costo posible.

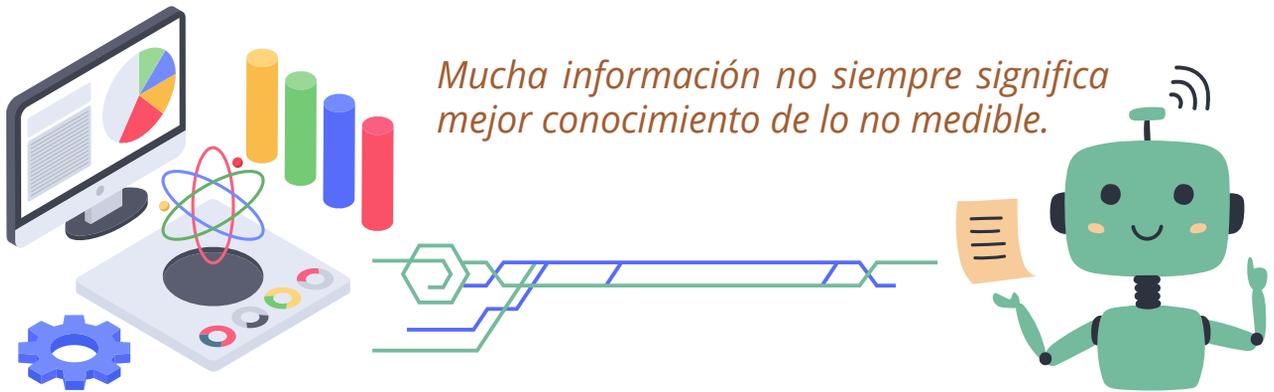


Estimación de estados y estimación de modelos

Los estados de un sistema nos permiten describir cómo se encuentra dicho sistema en un tiempo específico. Por lo tanto, los estados normalmente están cambiando todo el tiempo. Por ejemplo, la velocidad en un automóvil, la temperatura en un horno o la presión en una tubería. Por otra parte, las características que definen a un modelo, que a su vez representa a un sistema real, no cambian o lo hacen muy lentamente. Por ejemplo, la masa total del automóvil, el espacio en el interior del horno o el diámetro de la tubería. A estas características se les puede llamar parámetros del modelo.

Tanto los estados de un sistema como los parámetros de un modelo pueden conocerse utilizando toda la información a la que tengamos acceso y herramientas matemáticas. Dentro de las herramientas más utilizadas se encuentran el filtro de Kalman, el método de mínimos cuadrados, las redes neuronales, los observadores de estados y los modelos ocultos de Markov.

Entonces podemos conocer el presente y pasado de un sistema utilizando herramientas matemáticas como lo son los observadores de estado o los modelos ocultos de Markov. Una pregunta que surge inmediatamente es si podemos también predecir el futuro. La respuesta es de nuevo sí, aunque aproximadamente. Esto se realiza mediante modelos que pueden ser matemáticos, físicos (por ejemplo a escala), virtuales, etcétera. Nuevamente, la capacidad del modelo para predecir el futuro de nuestro sistema dependerá de la cantidad y de la calidad de la información que le extraigamos mediante mediciones. Lo anterior se conoce como identificación de modelos en la teoría de control. Los modelos no sólo sirven para predecir el futuro y ejecutar acciones con antelación, sino que sirven para simular el comportamiento del sistema real. Algunos ejemplos de modelos entrenados con miles de millones de datos, que han dado mucho de qué hablar en estos últimos días, son el modelo de lenguaje utilizado por ChatGPT y los modelos de creación de imágenes de Midjourney y Dall-E.



Mucha información no siempre significa mejor conocimiento de lo no medible.

Tanto los estimadores de estados o señales como los identificadores de parámetros son una parte fundamental de la teoría de control y se encuentran en nuestra cotidianidad, desde la estimación de la inclinación de nuestros teléfonos celulares hasta el cálculo de la velocidad y de la aceleración de nuestro automóvil mediante el Sistema de Posicionamiento Global (GPS, por sus siglas en inglés).



Una aplicación en robótica médica

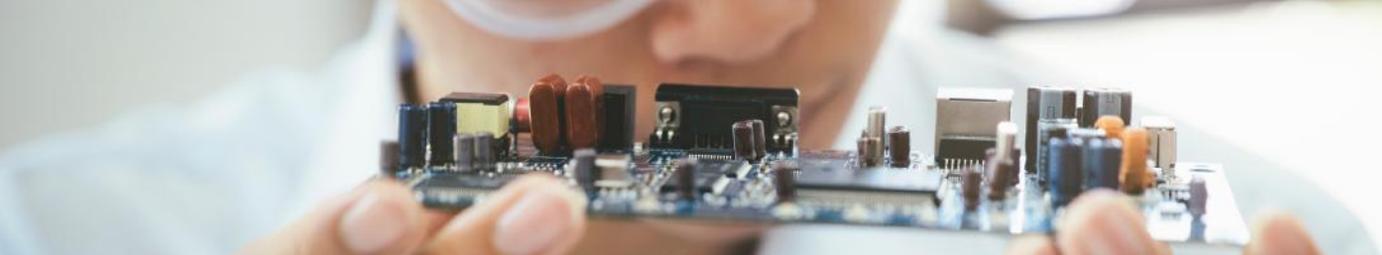
Cada vez es más frecuente encontrar robots en los quirófanos. A pesar de que hace algunos años existía la falta de confianza en utilizar robots para realizar procedimientos tan críticos y delicados como las cirugías, hoy en día es una realidad en los países más desarrollados. En teoría, los robots pueden ser más precisos para algunas tareas que los propios cirujanos. Además de esto, un cirujano podría operar a distancia utilizando un robot, lo que ahorraría costos y tiempos de traslado de los especialistas. Uno de los sistemas de cirugía apoyada en robots más famosos es el DaVinci mostrado en la Figura 2.



Figura 2. Sistema de Cirugía Robótica DaVinci.

Claramente los retos actuales en este tipo de sistemas son muchos. Primero, se debe de garantizar que siempre se van a comportar de manera predecible. También se debe de garantizar que no van a fallar, incluso en las peores condiciones.

Otro reto importante es la esterilización de todas las piezas del robot, en particular las que estarán en contacto con el paciente. Un reto más es el tamaño y el peso del equipo. Para un mejor funcionamiento del robot, este debería de contar con muchos sensores que le permitan conocer su estado, es decir, su posición, velocidad, la fuerza que ejerce sobre el paciente con algún instrumento, etc.



Sin embargo, el agregar muchos sensores no sólo implica que se eleve el costo del equipo, sino también su tamaño y su peso y, por lo tanto, más instrumentos a esterilizar. Esto sin contar el equipo adicional para obtener las señales que generan esos sensores y traducirlas a algún tipo de dato útil para mejorar el procedimiento.



Es deseable contar con el menor número de sensores que permitan obtener la mayor cantidad de información del robot y del estado del paciente.



En este sentido, en el Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT) y el Centro de Estudios en Computación Avanzada (CECAv) de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), se han realizado esfuerzos para obtener señales útiles en sistemas robóticos. Por lo regular, sólo se dispone de mediciones de los ángulos de desplazamiento de cada articulación y de las corrientes que se le aplican a cada motor para mover el robot. Se ha demostrado que con estas señales es suficiente para estimar la posición de la punta del robot en el espacio tridimensional, la velocidad del robot y la fuerza que ejerce sobre un objeto. No solamente se pueden estimar estas señales, sino que también se puede inferir la forma del objeto con el que está interactuando el robot y algunas características mecánicas, tales como la elasticidad del objeto.



“



Los libros hablan de otros libros, y en eso reside su verdadera fuerza. ”

William de Baskerville, personaje creado por Umberto Eco



Conocer la fuerza de interacción es muy importante en los sistemas de cirugía teleoperada, debido a que dicha fuerza puede ser transmitida al cirujano como complemento a la información visual que puede estar recibiendo por medio de un monitor. La combinación de estas dos fuentes de información ha demostrado una notable mejoría en el desempeño de procedimientos quirúrgicos teleoperados.

La fuerza de contacto también puede ser utilizada con fines de diagnóstico. Por ejemplo, para detectar ciertos tipos de cáncer como el de próstata y el de mama, el médico normalmente realiza una palpación para detectar tejidos anormales (Figura 3).



En este contexto, en la UNAM se desarrolló un sistema capaz de estimar señales de posición, velocidad y fuerza a partir de las mediciones estándar de un robot que, como se mencionó arriba, son normalmente ángulos y corrientes.

Figura 3. Experimento para clasificar automáticamente los tejidos por su elasticidad



Además, a partir de la estimación de estas señales, al mismo tiempo se estima el coeficiente de elasticidad del material con el que está interactuando el robot. Todo esto se logra mediante herramientas matemáticas como modelado dinámico y teoría de control.

El sistema propuesto también permite automatizar el procedimiento de palpación mediante la incorporación de un clasificador Bayesiano (ver video sobre el teorema de Bayes en las referencias). Este tipo de clasificadores se pueden entrenar utilizando algunas mediciones y aprovechando el conocimiento previo que se tenga del sistema. Una vez entrenado el clasificador, el sistema es capaz de detectar a qué tipo de tejido pertenece la muestra con sólo palparlo durante unos segundos (ver el video en el enlace dado en las referencias).

La fuerza de contacto también puede ser utilizada con fines de diagnóstico. Por ejemplo, para detectar ciertos tipos de cáncer como el de próstata y el de mama



En el desarrollo de este sistema, se tomaron en cuenta algunos aspectos importantes. Primero, la fuerza de palpación no debería ser ni excesiva ni muy ligera. En el primer caso se puede lastimar al paciente, mientras que en el segundo caso no se tendría la información suficiente para identificar el tipo de tejido. . Por lo tanto, se tuvo que controlar la fuerza que aplica el robot sobre el tejido, para lo que se utilizó, nuevamente, teoría de control. Segundo, la duración del experimento debía ser lo más corta posible pero suficiente para que el sistema acierte la mayoría de las veces.



Nuevamente, mediante herramientas matemáticas, se llegó a la conclusión de que bastaban dos segundos para identificar el tipo de muestra. Por último, también se consideró que el conjunto de datos para entrenamiento no tendría que ser muy extenso (en la realidad no podemos estar palpando a cientos de pacientes sanos y no sanos). En este sentido, se concluyó que bastaban 32 experimentos para entrenar cada tejido y obtener una probabilidad cercana al 100% de acierto (ver el video de los experimentos en las referencias). En la Figura 4 se muestra un diagrama de bloques del experimento.

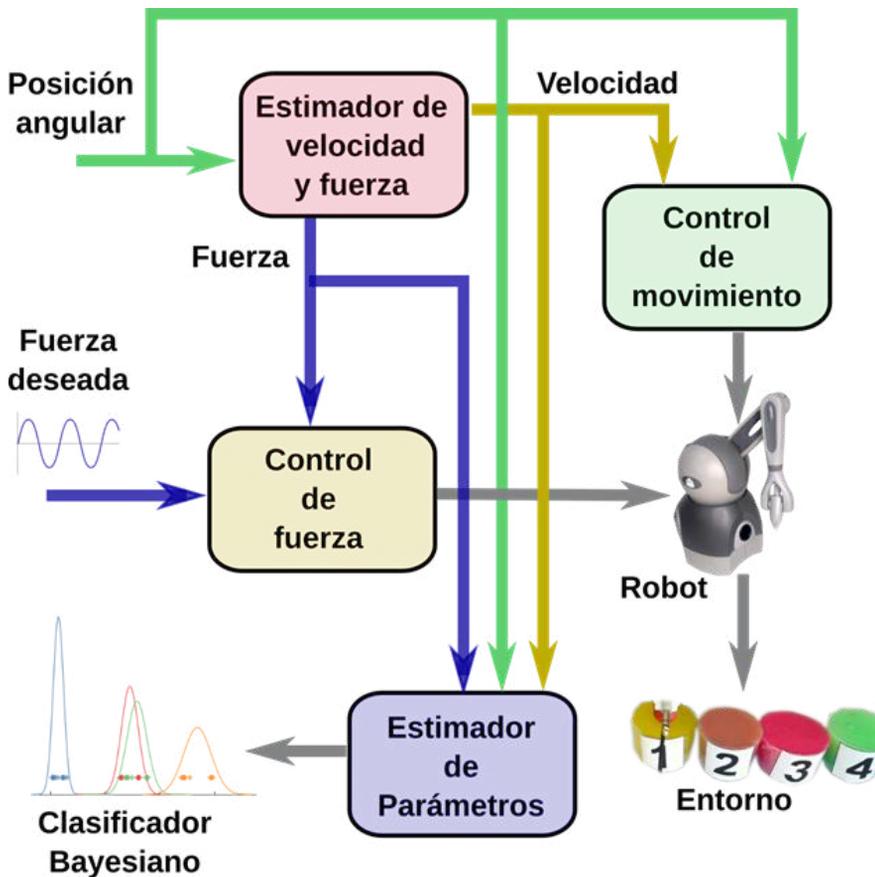


Figura 4. Diagrama de bloques del sistema robótico de palpación automática



Este es apenas un prototipo experimental y no se ha probado en pacientes reales, dadas las consideraciones técnicas y legales, pero sirvió para validar lo que se había demostrado matemáticamente, es decir, que se pueden conocer muchas cosas no sólo del robot sino externas, con tan solo dos señales por cada articulación del robot.

En conclusión, hay mecanismos para obtener mediciones de forma indirecta en sistemas dinámicos. La teoría de control proporciona diversas herramientas para obtener estas mediciones que pueden ser de estados o de parámetros que definan el comportamiento del sistema. Utilizando estas herramientas de teoría de control, llamadas observadores, somos capaces de identificar y clasificar entre diferentes tipos de tejidos de acuerdo con su elasticidad, además de poder controlar la fuerza que ejercemos sobre ellos para no dañarlos, también utilizando otra herramienta de la teoría de control que son los controladores retroalimentados. 🍀

Agradecimientos

Los autores agradecen al Conahcyt por la financiación del proyecto PCC 319585 y al Centro de Estudios en Computación Avanzada (CECAv) para la realización de este proyecto. Los autores también agradecen a los revisores anónimos por tomarse el tiempo para revisar y aportar observaciones que indudablemente ayudaron a mejorar este artículo.

Crédito de imágenes en orden de aparición: PhonlamaiPhoto's Images, Latino Life, Kittipong Jirasukhanont, 8385 (pixabay), R-Creative, Sketchify Education, sparklestroke, justpictures, NotionPic, RomoloTavani (Getty Images, GI), Aurora.Std, Kishan Singh, ROBOMORFO multimedia (Pexels), Tatiana Nesterenko, AR_twork, PWei (Getty Images Signature, GIS), Giuseppe Ramos S, heyrabbiticons, Nicolas (Harry Wolf's Images), Maxicons, Rizkreativ, Icons8, Kavic.C, iconsy, Billion Photos, monsitj (Getty Images Pro), Alden (Dshawn Blick's Images), Sketchify, Pinkbrush, ijeab, Visual Generation, Macrovector, irinausmanova, Vadym Terelyuk (GI), Ljudmila Kopecka, Vectortradition, Ekkasit919 (GI), ONYXprj, smartstartst, PepeLaguarda (GIS), OpenClipart-Vectors (pixabay).
Figura 2. Robot Da Vinci Crédito: "180504-N-RM689-0079" by Commander, U.S. 7th Fleet bajo licencia CC BY-SA 2.0.

Para Consulta



Gutierrez-Giles A, Padilla-Castañeda MA, Alvarez-Icaza L, Gutierrez-Herrera E. 2022. Force-Sensorless Identification and Classification of Tissue Biomechanical Parameters for Robot-Assisted Palpation. *Sensors* 22(22): 8670. <https://doi.org/10.3390/s22228670>



Gutiérrez-Giles A, Arteaga-Pérez MA. 2019. Transparent bilateral teleoperation interacting with unknown remote surfaces with a force/velocity observer design. *International Journal of Control* 92(4): 840-857.



Video: ¿Cómo escapar de la trampa Bayesiana? En el canal Veritasium de Youtube. <https://youtu.be/D7KKIC0LOyw>

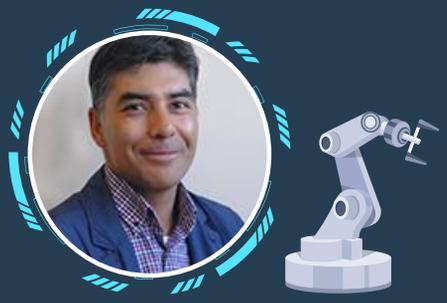
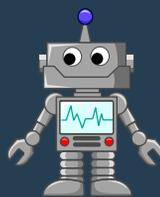


Video sobre los experimentos con el sistema de palpación automática desarrollado en la UNAM. <https://youtu.be/tAgwVmYLZp8>



Alejandro Gutierrez Giles

Es Investigador Titular en el Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE), adscrito a la Coordinación de Ciencias Computacionales. Es especialista en control automático y ha trabajado en robótica en distintas áreas: industrial, médica y de servicio. **contacto:** alejandro.giles@inaoep.mx



Miguel Á. Padilla Castañeda

Es investigador del Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT) de la UNAM adscrito al grupo de Bioinstrumentación y a la Unidad de Investigación y Desarrollo Tecnológico (UIDT) en el Hospital General de México "Eduardo Liceaga". Trabaja en las áreas de instrumentación biomédica, cirugía asistida por computadora y tecnologías de asistencia y rehabilitación. **contacto:** miguel.padilla@icat.unam.mx