

7. Análisis de Señales y Reconocimiento de Patrones

Este capítulo cubre la intersección entre dos áreas de investigación y desarrollo tecnológico en computación: el análisis de señales digitales y el reconocimiento automático de patrones. Los términos *señales*, *patrones*, *análisis* y *reconocimiento* son extensos y presentan un amplio margen de interpretación. Por esta razón, se inicia con una introducción a dichos conceptos; se describen los problemas científicos principales y algunas de las metodologías para enfrentarlos y se aborda el trabajo de la comunidad científica mexicana. Finalmente, se discuten las perspectivas y retos de esta área del conocimiento. Esta temática es ubicua y tiene aplicaciones en robótica, aprendizaje e inteligencia computacional, interacción humano-computadora y tecnologías de lenguaje entre otras, como se discute en los capítulos correspondientes de este texto.

7.1. Definiciones y problemática

Una *señal digital* es un conjunto de magnitudes físicas medidas en un punto o intervalo de tiempo o espacio determinado. Estas magnitudes se representan de forma más o menos congruente y finita en una computadora u otro dispositivo digital, de tal forma que se puedan analizar. Por ejemplo, la temperatura, la presión, la corriente eléctrica, así como otros fenómenos, se representan como señales digitales. Las fotografías, termografías, radiografías y tomografías se representan también como señales de dos o más dimensiones

(las llamadas “imágenes digitales”). Las señales pueden tener un origen físico, como los fenómenos mecánicos o electromagnéticos, o uno social, como los económicos, demográficos o los procesos de la administración pública. También hay señales que resultan de procesos biológicos, como la voz, la presión arterial, la actividad del cerebro, las secuencias de ADN y la expresión de genes. El análisis tiene por objetivo entender el contenido informativo de las señales a fin de aprovechar, mejorar, corregir o simplemente profundizar el conocimiento del fenómeno, proceso o evento que se estudia. A menudo se miden varias señales al mismo tiempo, lo que permite un análisis más profundo pero a la vez más complejo.

Por su parte, un *patrón* es la representación de una relación estocástica entre señales y se obtiene mediante el análisis matemático de ejemplos de señales adquiridas previamente. Por lo mismo, un patrón representa a una clase de señales, que a su vez representa una clase de entidades individuales (objetos, acciones, eventos, procesos, etc.). Normalmente se asocia una etiqueta a cada patrón que indica el nombre de la clase correspondiente. Los patrones se obtienen a partir de la extracción de características distintivas o atributos de dichas entidades, normalmente del medio ambiente, por lo que las señales casi siempre contienen detalles irrelevantes y se requiere reducir la información sensada, de tal forma que se representen sólo los rasgos significativos de las clases. Los patrones se pueden usar para llevar a cabo tareas discriminatorias, predictivas o explicativas. Estas tareas se llevan a cabo usando algoritmos conocidos como *clasificadores*. Matemáticamente, la clasificación consiste en partir un espacio n -dimensional, con una dimensión por cada característica relevante, y cada región de este espacio corresponde a una clase determinada.¹

El *reconocimiento* consiste en clasificar una o varias señales desconocidas en la clase correspondiente. Por ejemplo, la señal que representa a una radiografía y la radiografía propiamente se pueden clasificar como “crecimiento de la aurícula izquierda”, “posible tumor maligno” o “paciente sano”. Otro

¹ Tou, J.T., Gonzalez, R. C. **Pattern Recognition Principles, 2nd. edition**, Addison-Wesley, 1977.

ejemplo es el reconocimiento de personas o acciones, como en un sistema de seguridad que analiza durante varios segundos el caminar de un sujeto para identificarlo y clasificarlo como “usuario autorizado” o “usuario no autorizado.”

Un sistema de reconocimiento de patrones que se construye a partir de analizar y manipular instancias o ejemplos de un problema se conoce como *adaptivo*. La construcción de este tipo de sistemas tiene dos etapas principales: diseño y evaluación. En la primera se generan reglas de decisión para clasificar instancias del problema y en la segunda se verifica de forma intensiva que dichas reglas sean apropiadas para tomar buenas decisiones.² El diseño del clasificador tiene a su vez varias etapas. Primero es necesario determinar qué técnicas se deben emplear para limpiar las señales, es decir, eliminar el ruido u otros componentes que no son relevantes para la aplicación. Este proceso se conoce como pre-procesamiento de la señal. Posteriormente se seleccionan las transformaciones matemáticas para obtener las características que representarán a la señal y, consecuentemente, a los objetos o escenas que ésta representa, de tal manera que se maximice la posibilidad de realizar una buena clasificación. Finalmente se escoge el método de clasificación o reconocimiento propiamente. Frecuentemente la selección de las estrategias para extraer características y el método de clasificación están estrechamente relacionadas y se influyen mutuamente. Este proceso se ilustra en la Figura 7.1.

El diseño de un clasificador es una actividad iterativa que implica probar y modificar varias veces las transformaciones hasta encontrar las que obtienen los mejores resultados. Este proceso depende en gran medida de la experiencia de los diseñadores; sin embargo, en los últimos años se ha incrementado la investigación de métodos basados en inteligencia artificial que permiten realizar automáticamente algunas decisiones de diseño.

² Shih, F.Y. **Image Processing and Pattern Recognition. Fundamentals and Techniques.** IEEE Press, Wiley, 2010.

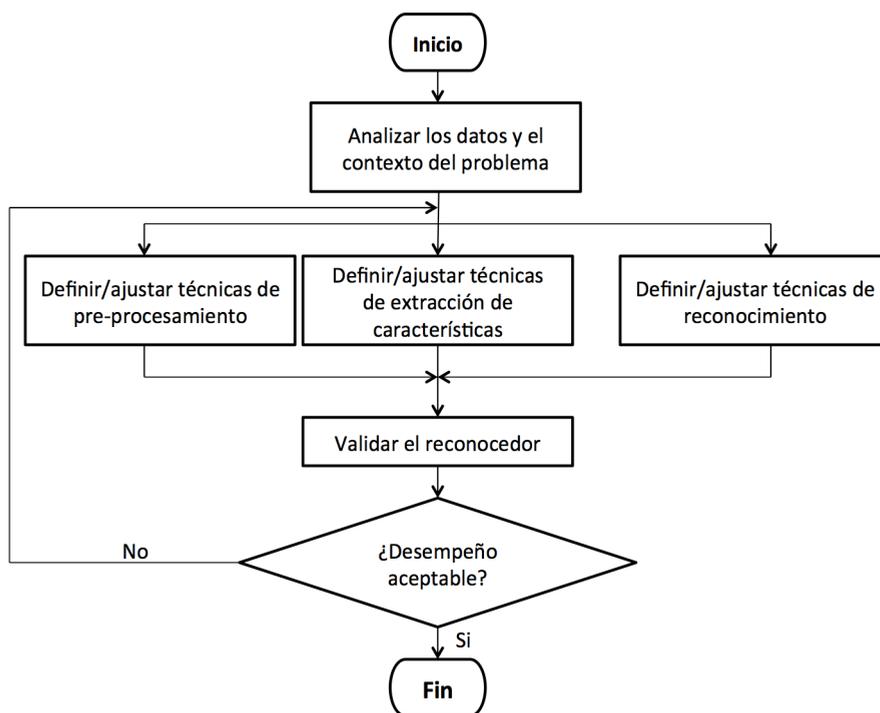


Figura 7.1. Etapas de diseño de un clasificador

Uno de los métodos más exitosos de diseño automático de clasificadores se basa en el aprendizaje profundo, el cual ha tenido muy buenos resultados, principalmente en problemas de visión y reconocimiento de voz.³

Por su parte, el uso de un sistema de reconocimiento involucra tres pasos: i) adquirir y pre-procesar la señal, ii) aplicar las transformaciones para obtener características y iii) aplicar las reglas de reconocimiento y decisión del clasificador. Este proceso se ilustra en la Figura 7.2.

³ LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015). **Deep learning**. *Nature*, 521(7553): 436–444.

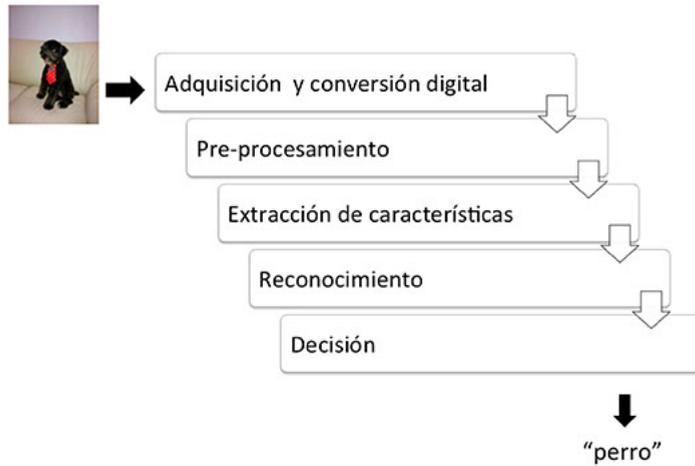


Figura 7.2. Pasos de un clasificador

El análisis de señales agrupa a una inmensa variedad de teorías matemáticas y algoritmos que permiten definir secuencias de transformaciones orientadas a la extracción de información de las señales, en particular para su reconocimiento. El proceso de análisis se inicia con la observación del fenómeno, el cual se registra a través de sensores y genera datos crudos. Existen varios tipos de transformaciones que pueden realizarse sobre una señal digital, como la convolución, el filtrado de frecuencia, el sub-muestreo, las funciones de transformación tiempo-frecuencia y multi-resolución, etc. Algunas de estas transformaciones se describen brevemente en la siguiente sección.

En resumen, el quehacer principal en el área de análisis de señales y reconocimiento de patrones (AS/RP) es el desarrollo de nuevas transformaciones y algoritmos, así como la comprensión de sus implicaciones matemáticas, bajo el contexto de asignación de clases a objetos.

Además de resolver problemas de clasificación, estas transformaciones también son útiles para resolver problemas de regresión, ordenamiento, regularización o asociación de patrones, como se explica a continuación:

- Clasificación/Regresión. Se asigna una señal a una clase representada por un modelo matemático a partir de una métrica apropiada.
- Inferencia. Consiste en hacer predicciones a corto, mediano o largo plazo. Se lleva a cabo de manera posterior a la regresión.
- Ordenamiento o indexación de conjuntos. Se realiza como parte del proceso de toma de decisiones, de forma posterior a la inferencia.
- Regularización. Se lleva a cabo, entre otras cosas, para apoyar el diseño de modelos de clasificación cuando se cuenta con pocas muestras o éstas están desbalanceadas; la regularización previene favorecer la clase o clases mayormente representadas.
- Asociación. Consiste en comparar las características de una muestra con las de una clase o patrón conocido.

AS/RP está íntimamente relacionado a otras ciencias, como la estadística, la física, la topología y la matemática, así como a varias ramas de la ingeniería, por lo que muchos investigadores provienen de ámbitos multidisciplinarios. Por lo mismo, aunque AS/RP toma técnicas y modelos de otras disciplinas científicas es una especialidad por sí misma. Por ejemplo, la transformada rápida de Fourier,⁴ utilizada ampliamente por AS/RP, surgió en el ámbito de las matemáticas.⁵ Asimismo, AS/RP es una disciplina ubicua y se aplica prácticamente a cualquier rama de las ciencias exactas, naturales o de la ingeniería. Esto ejerce una fuerte influencia en la generación de soluciones y promueve el trabajo interdisciplinario, aunque también ha provocado algunos inconvenientes, como la duplicidad de las metodologías, las ambigüedades en el vocabulario, la aplicación por inexpertos o su utilización de manera *ad hoc*,

⁴ Cooley, J.W., J.W. Tukey (1965). **An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series.** *Mathematics of Computation*, 19(2):297-301.

⁵ Ramírez Cortés, J. M., Gómez Gil M. P., Baez López, D. (1998). **El algoritmo de la transformada rápida de Fourier y su controvertido origen.** *Ciencia y Desarrollo*, 24(139):70-77.

por lo que su importancia se minimiza frecuentemente. Por todo esto la AS/RP es una sub-disciplina de la Computación y los científicos dedicados a su estudio utilizan metodologías que van mucho más allá de la programación básica o del uso ciego de paquetería de software.

El crecimiento que ha experimentado la investigación y aplicación de AS/RP en los últimos años, gracias al avance del poder de cómputo y a la creciente vinculación entre investigadores de diferentes disciplinas, ha dado lugar a los siguientes desarrollos:

- I *La especialización por sub-áreas.* Los problemas más comunes a los que se enfrenta AS/RP se han estudiados desde hace mucho tiempo y se han conseguido enormes avances en las propuestas de soluciones. Esto ha generado una especialización, por lo que es común encontrar expertos enfocados a metodologías particulares. En la siguiente sección se detallan algunas de las especialidades más populares entre los investigadores mexicanos.
- II *La especialización en cuanto al enfoque de investigación.* Es posible encontrar dos tipos fundamentales de interacción con los dominios de aplicación: i) buscar nuevos dominios de aplicación para metodologías ya existentes, con el objetivo de abrir nuevos horizontes o atender alguna necesidad aún no cubierta, y ii) desarrollar alternativas metodológicas novedosas, óptimas en algún sentido, que enriquezcan el abanico de opciones existentes.
- III *La producción de herramientas genéricas y especializadas.* Existen múltiples entornos y herramientas de carácter genérico que dan servicio a diferentes dominios de aplicación como LabView®,⁶ Matlab®⁷ o el software estadístico R.⁸ Estas herramientas ofrecen librerías con

⁶ <http://www.ni.com/labview/why/esa/>

⁷ <https://es.mathworks.com/products/matlab.html>

⁸ <https://www.r-project.org/>

módulos robustos que implementan los métodos y algoritmos más populares para la solución de aplicaciones de AS/RP. Hay también un sinnúmero de tutoriales, libros y cursos que apoyan a los diseñadores en la construcción de soluciones basadas en estas herramientas. Por otra parte, se han creado otras más especializadas, como Hércules, que se usa para desarrollar aplicaciones de visión computacional,⁹ o WEKA¹⁰ para tareas de aprendizaje y minería de datos. Además, existe una inmensa variedad de aplicaciones de software, que utilizan lenguajes de programación de propósito general, como C++, Python¹¹ o Java.¹² Como sucede en la construcción de cualquier otro sistema de software, el uso de técnicas formales de programación e ingeniería de software es de vital importancia para conseguir una implementación eficiente y robusta, capaz de aprovechar al máximo el poder de cómputo y los avances de la ciencia.

IV *El desarrollo de investigaciones con enfoques empírico y analítico.* El área AS/RP, como otras ramas de la ciencia, requiere y se beneficia tanto del conocimiento empírico o experimental como del analítico o demostrativo formal. Asimismo, encontrar una solución exacta u óptima, desde el punto de vista de la reducción de un sesgo para un problema determinado, no siempre supone el haber alcanzado el fin de una investigación. Otros tipos de optimización, como la reducción de los requerimientos de cómputo en tiempos de ejecución y/o espacio de almacenamiento, la construcción de heurísticas avanzadas o el desarrollo de métodos que generen soluciones aproximadas no exactas pero eficientes, conllevan a que el área esté en constante revisión y se genere un avance del conocimiento.

⁹ <http://www.mvtec.com/products/halcon/product-information/>

¹⁰ <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>

¹¹ <https://www.python.org/>

¹² <https://www.java.com/es/>

7.2. Metodologías y herramientas

En esta sección se describen algunos de los métodos y herramientas más populares para resolver los tres problemas fundamentales que enfrenta el diseño de sistemas AS/RP:

- La representación adecuada de las señales de entrada (procesamiento de señales)
- La extracción de las características
- La determinación del proceso de decisión óptimo para estimar parámetros de separación del espacio de características (reconocimiento de patrones).

Para abordar los dos primeros problemas se utilizan técnicas de procesamiento de señales e imágenes y para el tercero hay una gran variedad de algoritmos apoyados en modelos matemáticos, estadísticos, de inteligencia artificial, inteligencia computacional, teoría de caos, teoría cuántica, etc. A continuación se explican brevemente algunos de los conceptos básicos en que se apoyan estas soluciones.

7.2.1. Análisis de Señales

Los conceptos y métodos básicos asociados al análisis de señales e imágenes están disponibles en libros clásicos como los de Proakis y Manolakis,¹³ Gonzalez y Woods¹⁴, Cuevas et al.¹⁵ y Rodríguez y Sossa.¹⁶

¹³ Proakis, J.G., Manolakis, D.G. **Digital Signal Processing. Third Edition.** Prentice Hall, 1996.

¹⁴ Gonzalez, R.C., Woods, R. E. **Digital Image Processing. Fourth Edition.** Prentice Hall, 2016. Con contribuciones del Dr. Ernesto Bribiesca, del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS), Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM).

¹⁵ Cuevas, E., Zaldívar, D., Pérez, M. **Procesamiento digital de imágenes con Matlab y Simulink,** AlfaOmega, 2010.

¹⁶ Rodríguez, R., Sossa, H. **Procesamiento y análisis digital de imágenes,** Alfaomega-RAMA, 2012.

Algunos conceptos que comúnmente aparecen en la descripción de técnicas para procesar señales y extraer características son los siguientes:

- *Convolución*. Es una función u operación que superpone una función de referencia con la inversa de otra, con diferentes desplazamientos, y produce o genera una nueva función. En el contexto del procesamiento de señales digitales, dichas funciones son discretas, es decir, sólo tienen valores en instantes específicos y regulares de tiempo. La convolución se utiliza entre otras cosas para filtrar señales, obtener promedios ponderados en el tiempo, calcular el “eco” de un sonido, etcétera.
- *Transformada de Fourier*. Este es uno de los algoritmos más utilizados en AS/RP; se basa en la serie matemática definida por Jean-Baptiste Joseph Fourier, quien vivió en el siglo XIX. Fourier demostró que cualquier función se puede representar por una serie infinita de funciones trigonométricas sinusoidales. Esta teoría ha sido la base de muchas otras y, en particular, de algoritmos que permiten representar una función discreta definida en el tiempo como una serie de señales sinusoidales de diferentes frecuencias. Los coeficientes de los términos de dicha serie representan la contribución de cada frecuencia en la señal original. Existen varios algoritmos para calcular dicha transformación entre los que destaca la *Transformada Rápida de Fourier*.¹⁷
- *Filtrado de señales*. Consiste en transformar una señal en otra a través de modificarla mediante operaciones de multiplicación o de convolución. El filtrado puede realizarse en el dominio de frecuencia o en el dominio espacial. En el primer caso se restringen sus valores de frecuencia, ya sea eliminando un rango inferior, un rango superior o dejando solamente una banda posible de valores. En el segundo se realizan operaciones entre todos los píxeles de una imagen y una matriz

¹⁷ Cooley, J.W., J.W. Tukey (1965). **An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series**. *Mathematics of Computation*, 19(2):297-301.

de coeficientes conocida como “kernel”. El filtrado de señales tiene muchas aplicaciones, por ejemplo, eliminación de ruido, suavizado de la señal, detección de la presencia de fenómenos específicos, etcétera.

- *Análisis multi-resolución y transformadas Wavelets.* El análisis de Fourier informa sobre los componentes espectrales de frecuencia de una señal discreta, pero no especifica el tiempo exacto en que ocurrieron dichas frecuencias. Además, la resolución en las frecuencias que se obtiene depende de la resolución en el tiempo y del tamaño de la ventana que se utilice. El análisis wavelet permite solventar estas limitaciones ya que maneja diferentes tiempos y escalas de resolución a la vez. Las wavelets, conocidas en español como “ondeletas”, son funciones matemáticas que satisfacen ciertos requerimientos; por ejemplo, son irregulares, asimétricas y con media cero. Las funciones wavelets más famosas incluyen a la Daubechies (llamada así en honor a su creadora), Morlet y Gaussiana.¹⁸ Las características de las wavelet permiten su uso como funciones base, es decir, cualquier función se puede representar como una combinación lineal de funciones wavelets.
- *Transformación de color, escalas de grises y bitmaps.* Cada pixel de una imagen se puede representar —entre muchas formas— como: i) una terna de valores enteros, donde cada uno representa un componente del color (por ejemplo, rojo, verde y azul) que en conjunto representan al color, ii) un número entero que representa un nivel de gris, y iii) un número binario, donde 0 y 1 representan que el pixel es blanco y negro respectivamente. En la solución de problemas particulares es común hacer transformaciones entre estos formatos, como del color a su representación binaria o a niveles de gris, o asignar un color específico o “falso color” a un rango de niveles de gris, a fin de resaltar alguna propiedad.

¹⁸ Daubechies, I. **Ten lectures on wavelets.** Society for industrial and applied mathematics, 1992.

- *Mejoramiento de imágenes.* A través del uso de operaciones matriciales se puede alterar cómo luce una imagen para apreciar mejor sus detalles.
- *Compresión de imágenes.* Dado que la representación de imágenes a través de píxeles puede ser muy grande, a veces es necesario reducir su tamaño pero sin perder detalles relevantes al problema.
- *Segmentación.* Consiste en separar los objetos que forman una imagen para poder analizarlos, agruparlos o clasificarlos.

7.2.2. Reconocimiento de Patrones

La tarea fundamental del reconocimiento de patrones es determinar el proceso de decisión para separar el espacio de características. Existen una gran cantidad de técnicas para realizar esta decisión. Los conceptos y métodos más importantes se pueden consultar en textos ampliamente conocidos.^{19,20} Algunos de los más utilizados son los siguientes:

- *Estimación paramétrica.* Se estima la probabilidad condicional de ocurrencia de una clase, dado un conjunto de ejemplos para k clases determinadas de antemano. La forma de dicha probabilidad condicional no se conoce de antemano por lo que se asume y se calculan los parámetros que la describen. Este es un problema clásico de estadística que se aborda comúnmente de dos maneras: con estimación Bayesiana y con estimación de máxima probabilidad. La primera considera a los parámetros como variables aleatorias que tienen una distribución probabilística conocida, mientras que la segunda considera a los parámetros como cantidades fijas pero desconocidas.
- *Estimación no paramétrica.* Estas técnicas no requieren determinar el número de clases de antemano y se pueden usar sin la necesidad de

¹⁹ Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G. **Pattern classification, Second Edition.** John Wiley & Sons, 2000.

²⁰ Bishop, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning,** Springer, 2006.

suponer la forma de las funciones de distribución. Se utilizan en varios tipos de reconocedores, por ejemplo, la estimación de funciones de densidad, las ventanas de Parzen o la técnica de estimación de k vecinos más cercanos.

- *Funciones discriminantes lineales.* Asumen que las funciones que separan a las clases son lineales y se conocen de antemano, y utilizan ejemplos o instancias del problema para estimar sus parámetros. Estas técnicas incluyen al perceptrón, las máquinas de soporte vectorial y el procedimiento de Widrow-Hoff, también conocido como la regla de mínimos cuadrados promedio (LMS por sus siglas en inglés *Least-Mean-Squared*); son muy populares y fáciles de implementar.
- *Funciones discriminantes no lineales.* Incluyen a las redes neuronales de varios niveles (*Multilayer Perceptrons* o MLP por sus siglas en inglés) y las redes de funciones de base radial.
- *Métodos estocásticos.* Utilizan el azar (es decir, funciones aleatorias o *random*) para buscar los parámetros que definen a modelos de decisión complejos; se aplican cuando el espacio del problema es muy grande o cuando se cuenta con pocos datos de entrenamiento. Los modelos más comunes incluyen al de Boltzmann, inspirado en la mecánica estadística y a los métodos evolutivos, inspirados en la biología. Estos métodos requieren grandes recursos de cómputo.
- *Métodos no métricos.* Se utilizan cuando las características de las instancias del problema tienen valores discretos nominales (o “etiquetas”), por lo que no se aplican medidas de similitud, como distancias métricas, ni presentan algún orden. Por lo mismo, las descripciones se hacen con listas de los atributos con sus valores correspondientes. Los métodos más comunes incluyen a los árboles de decisión, árboles de Clasificación y Regresión (CART por sus siglas en inglés *Classification and Regression Trees*) y algunas de sus variaciones.

- *Algoritmos de aprendizaje supervisados.* Los clasificadores se construyen con algoritmos de aprendizaje de máquina que utilizan ejemplos de señales previamente etiquetadas con la clase a la que pertenecen. En estos algoritmos las clases se conocen o determinan de antemano y dependen de que un “maestro”, normalmente un experto humano, asigne los ejemplos a las clases a las que pertenecen.
- *Aprendizaje no supervisado y agrupamiento.* Hay problemas en los cuales no se conocen las clases de las señales de antemano, por lo que tampoco se pueden etiquetar a las señales de ejemplo; en este caso el diseño de clasificadores se basa en algoritmos que busquen la estructura inherente a los datos, sin la ayuda de un “maestro” —como sucede en el aprendizaje supervisado— para formar grupos de instancias del problema o *clusters* que correspondan a las clases. Una vez que se determinan estos grupos se les pueden asignar etiquetas apropiadas. El agrupamiento se basa en la intuición de que las instancias de cada clase son más similares entre sí y menos similares con las instancias de otras clases, por lo que depende en gran medida del tipo de métricas y distancias utilizadas. El agrupamiento y las técnicas de aprendizaje no supervisado son muy utilizados para la minería de datos. Entre los métodos más comunes se encuentra el de k -medias, el agrupamiento jerárquico, los métodos basados en grafos, los modelos de análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés de *Principal Component Analysis*) y los mapas auto-organizados (SOM por sus siglas en inglés *Self-Organizing Maps*).

7.3. La investigación de AS/RP en México

Según el Portal SCImago de clasificaciones de revistas y publicaciones por país,²¹ el cual se basa en las bases de datos de SCOPUS-Elsevier,²² México

²¹ Portal SCImago Journal & Country Rank (2016). <http://www.scimagojr.com/>

²² Elsevier. Scopus (2011) <http://www.americalatina.elsevier.com/corporate/es/scopus.php#>

se encuentra entre los primeros lugares de América Latina que realizan publicaciones científicas relacionadas a las áreas de procesamiento de señales, visión por computadora, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial, todas ellas componentes fundamentales de AS/RP. A continuación se describen algunos de los trabajos desarrollados por la comunidad mexicana en este campo del conocimiento.

7.3.1. Reconocimiento de patrones en grandes bases de datos

La evolución actual de las tecnologías de adquisición y almacenamiento de datos masivos ha tenido como consecuencia que ya no sea posible analizar estos recursos con herramientas comunes. Esto ha generado una nueva tendencia para el análisis de información y la toma de decisiones conocida como *Big Data*; que consiste en los activos disponibles en grandes volúmenes de datos que se pueden originar en una gran variedad de fuentes como los sistemas GPS, dispositivos móviles, redes sociales, sensores digitales, ADN, colisionadores de partículas, etc. El volumen de información se mide en Gigabytes (GB) = 10^9 , Terabytes (TB) = 10^{12} , Petabytes (PB) = 10^{15} , Exabytes (EB) = 10^{18} o Zettabytes (ZB) = 10^{21} . Un ejemplo de base de datos que maneja estos niveles de información es *Gen Bank* del Centro Nacional de Información sobre Biotecnología en los Estados Unidos (NCBI, por sus siglas en inglés), la cual contenía 1.67 Terabytes de bases de pares de nucleótidos o ADN²³ en octubre de 2016. Otros escenarios comunes donde se aplica el *Big Data* incluyen el análisis de sentimientos²⁴ y el seguimiento a preferencias de los usuarios,²⁵ el procesamiento de información de sensores e Internet de las

²³ National Center for Biotechnology Information. **GenBank and WGS Statistics**. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/genbank/statistics/>

²⁴ Uriarte-Arcia, A. V., López-Yáñez, I., Yáñez-Márquez, C., Gama, J., Camacho-Nieto, O. (2015). **Data stream classification based on the gamma classifier**. *Mathematical Problems in Engineering* 1(17), doi: 10.1155/2015/939175

²⁵ Ver el capítulo de Lingüística Computacional en este texto.

cosas,²⁶ el análisis de accesos a servidores, seguridad en dispositivos móviles,²⁷ el análisis de información médica²⁸ y el análisis semántico sobre Internet.²⁹ Estas grandes bases de datos normalmente no están estructuradas, por lo que la minería de datos³⁰ apoyada en sistemas de agrupamiento de datos automáticos³¹ es una herramienta fundamental para la toma de decisiones en grandes bases de datos.

7.3.2. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales (RNA) son modelos computacionales capaces de adaptar su comportamiento en respuesta a ejemplos tomados del medio ambiente.³² Estos modelos se inspiran en la anatomía del cerebro y de las neuronas biológicas, aunque están bastante lejos de representar exactamente dichos objetos o los procesos cerebrales de los seres vivos. Aún así, las RNA presentan características muy interesantes que las hacen apropiadas para la solución de algunos problemas asociados a AS/RP.

Como sucede con otras técnicas de la inteligencia computacional, la mayoría de los modelos artificiales de redes neuronales no buscan realmente ser

²⁶ Ríos, L. G., Diéguez, J. A. I. (2016). **A Big Data Test-bed for Analyzing Data Generated by an Air Pollution Sensor Network**. *International Journal of Web Services Research (IJWSR)*, 13(4), 19-35.

²⁷ Rodríguez-Mota, A., Escamilla-Ambrosio, P. J., Morales-Ortega, S., Salinas-Rosales, M., & Aguirre-Anaya, E. (2016). **Towards a 2-hybrid Android malware detection test framework**. *Proc. of 2016 International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP 2016)*, IEEE, pp. 54-61.

²⁸ Ver el capítulo de Interacción Humano-Computadora.

²⁹ Guzmán-Arenas, A., Cuevas, A. D. (2010). **Knowledge accumulation through automatic merging of ontologies**. *Expert Systems with Applications*, 37(3):1991-2005.

³⁰ Witten, I., Frank, E., Hall, M. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. Third edition**, Morgan Kaufmann, 2011.

³¹ Kuri-Morales, A., & Rodríguez-Erazo, F. (2009). **A search space reduction methodology for data mining in large databases**. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(1):57-65.

³² Haykin, S. **Neural Networks and Learning Machines. Third Edition**, Pearson Education, 2009.

una copia exacta del modelo original, sino más bien simular las actividades de procesamiento autónomo y distribuido de las neuronas, así como su conectividad y capacidad de influencia vecinal.

Las RNA son capaces de almacenar y utilizar el conocimiento adquirido de la experiencia, el cual se representa por números reales que modelan la fuerza sináptica que hay entre neuronas biológicas. Para una red neuronal, aprender significa modificar los valores de los pesos (números reales) con un algoritmo de aprendizaje, normalmente supervisado.

La investigación que se desarrolla en México en redes neuronales artificiales para AS/EP es extensa y en diversos dominios, por ejemplo en análisis de genes,³³ desbalance de clases,³⁴ segmentación de imágenes,³⁵ algoritmos de aprendizaje híbridos,³⁶ clasificación estelar,³⁷ entrenamiento de redes morfológicas para clasificación,³⁸ redes basadas en wavelets,³⁹ aproximación de

³³ Garro, B. A., Rodríguez, K., Vázquez, R. A. (2016). **Classification of DNA microarrays using artificial neural networks and ABC algorithm.** *Applied Soft Computing*, 38:548-560.

³⁴ Alejo, R., Valdovinos, R. M., García, V., & Pacheco-Sanchez, J. H. (2013). **A hybrid method to face class overlap and class imbalance on neural networks and multi-class scenarios.** *Pattern Recognition Letters*, 34(4):380-388.

³⁵ Trujillo, M.C.R., Alarcón, T.E., Dalmau, O.S., Zamudio-Ojeda, A. (2017) **Segmentation of carbon nanotube images through an artificial neural network,** *Soft Computing*, 21: 611. doi:10.1007/s00500-016-2426-1

³⁶ Castro, J. R., Castillo, O., Melin, P., Rodríguez-Díaz, A. (2009). **A hybrid learning algorithm for a class of interval type-2 fuzzy neural networks.** *Information Sciences*, 179(13), 2175-2193.

³⁷ Gulati, R. K., Gupta, R., Singh, H. P. (1998). **Analysis of IUE Low Resolution Spectra Using Artificial Neural Networks.** En *Ultraviolet Astrophysics Beyond the IUE Final Archive*, 413:711-711.

³⁸ Sossa, H., Guevara, E. (2014). **Efficient training for dendrite morphological neural networks.** *Neurocomputing*, 131:132-142.

³⁹ Alarcon-Aquino, V., Barria, J. A. (2006). **Multiresolution FIR neural-network-based learning algorithm applied to network traffic prediction.** *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 36(2):208-220.

funciones para evaluación⁴⁰ y predicción⁴¹ y memorias asociativas.^{42,43} Una discusión más amplia de esta temática se presenta en el capítulo 2.

7.3.3. Aprendizaje Profundo

En el contexto de Inteligencia Artificial (IA), “aprendizaje profundo” (en inglés *Deep Learning* o DL) se refiere a la adquisición de conocimiento a través del uso de máquinas con varios niveles para la extracción.⁴⁴ El adjetivo “profundo” se aplica a la forma en que se adquiere el conocimiento y no al conocimiento en sí mismo. La gran ventaja de DL es que no se requiere definir de antemano las características o atributos que identifican a los patrones, sino que se generan de forma automática manipulando datos crudos. A este estilo se le conoce como “aprendizaje de representaciones” el cual construye características de alto nivel automáticamente, para lo cual utiliza una gran cantidad de niveles jerárquicos de extractores.

7.3.4. Clasificación y control para interfaces cerebro/computadora

Las interfaces cerebro-computadora (*Brain Computer Interfaces* o BCI por sus siglas en inglés) tienen por objetivo permitir que un humano controle de forma voluntaria a un dispositivo —como una prótesis o manejar un carro— a

⁴⁰ Gómez-Gil P., Mendoza-Velázquez A. **Redes Neuronales Artificiales para calificar la capacidad de crédito de entidades Mexicanas de Gobierno.** *Komputer- Sapiens*, 2 (2):26-29.

⁴¹ Fonseca-Delgado, R., Gómez-Gil, P. (2016). **Modeling Diversity in Ensembles for Time-Series Prediction Based on Self-Organizing Maps.** En Merényi, E., Mendenhall, M., O’Driscoll, P. (eds.) *Advances in Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization*, Springer, pp.119-128.

⁴² Cruz,B., Sossa, H., Barrón, R. (2007). **A new two-level associative memory for efficient pattern restoration.** *Neural Processing Letters*, 25(1):1-16.

⁴³ Villegas, J., Sossa, H., Avilés, C., Olague, G. (2011). **Automatic Synthesis of Associative Memories through Genetic Programming: a co-evolutionary approach.** *Revista Mexicana de Física*, 57(2):110-116.

⁴⁴ Ver nota 3.

través de señales cerebrales. El principio de funcionamiento consiste en asociar una señal producida por el cerebro como resultado de fijar la atención o pensar en algo específico, de carácter arbitrario, con una acción de control concreta. Para producir la señal el usuario puede seguir varias estrategias, como la atención selectiva o la imaginación motora.

El proceso utiliza un algoritmo de aprendizaje de máquina supervisado, cuyas entradas son las características de la señal cerebral y las salidas las clases de acciones de interés. En la fase de entrenamiento el sujeto piensa en el objetivo asociado con la acción, al tiempo que se analiza y clasifica la señal cerebral. Este proceso se realiza para cada una de las acciones que se deberán controlar por la interfaz cerebral. En la fase de uso, una vez que se cuenta con el clasificador, el sujeto piensa en el objetivo, se procesa la señal, se alimenta al clasificador y se envía la señal de control correspondiente, que en el caso básico es simplemente habilitar o inhibir al dispositivo.

La adquisición de la señal cerebral puede ser de forma invasiva, a través de implantes cerebrales, o no invasiva a través de dispositivos externos colocados a los usuarios, tales como sistemas de adquisición de electroencefalogramas o diademas.

Es importante subrayar que estos dispositivos no leen los contenidos mentales o los pensamientos, ni controlan la acción motora intencional, sino simplemente asocian la señal que se correlaciona con un proceso mental con una acción particular.

La construcción de las interfaces cerebrales involucra tareas de procesamiento de señales y reconocimiento de patrones avanzadas. Como todo sistema de clasificación, un sistema BCI contiene actividades de adquisición de señales, pre-procesamiento, extracción de características, clasificación y ejecución de la acción deseada.

La comunidad mexicana AS/RP trabaja extensamente diseñando aplicaciones basadas en BCI, por lo que existe una gran cantidad de trabajos.^{45,46,47} Algunos proyectos aprovechan las ventajas de las técnicas de aprendizaje de redes neuronales artificiales para clasificar las señales usando información temporal.⁴⁸

7.3.5. Análisis y predicción de series de tiempo

Esta tarea consiste en predecir los valores de las variables que caracterizan a un fenómeno o el comportamiento de un sistema en base a sus valores en el pasado. Este es un problema complejo, sobre todo cuando se intenta aplicar a sistemas altamente no lineales o caóticos, los cuales son frecuentes en aplicaciones de AS/RP.⁴⁹ Debido a su gran variedad de aplicaciones, el pronóstico de series de tiempo ha sido de gran interés en los últimos años. Hay dos tipos básicos de predicción: a un paso (también conocida como a corto plazo) y a largo plazo. De éstos, el segundo es el más difícil y frecuentemente imposible de resolver, pero aún así es necesario contar con estimados de los posibles va-

⁴⁵ López-Espejel, J. N. (2015). **Control de movimiento de objetos a través del uso de electro-encefalogramas y redes neuronales artificiales con equipo de bajo costo**, Tesis de Licenciatura en Ingeniería en Ciencias de la Computación. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla- Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica.

⁴⁶ Alvarado-González, M., Garduño, E. Bribiesca, E., Yáñez-Suárez, O., Medina-Bañuelos, V. (2016). **P300 Detection Based on EEG Shape Features**. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 14. doi: 10.1155/2016/2029791; ver también Alvarado-González, M. **Interfaces Cerebro Computadora con perspectivas a su aplicación en robots de servicio** (2015), Tesis de Doctorado, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México.

⁴⁷ Neri, J. F. (2013). **Diseño y desarrollo de un sistema para el control mental de prótesis utilizando una interfaz cerebro-computadora (BCI)**, Tesis de Licenciatura, Ingeniería en Computación, Facultad de Ingeniería, UNAM.

⁴⁸ Morales-Flores, E., Ramírez-Cortés, J.M., Gómez-Gil, P., Alarcón-Aquino V (2013). **Brain Computer Interface Development Based on Recurrent Neural Networks and ANFIS Systems**. En Melin, P., Castillo, O. (Eds.) *Soft Computing Applications in Optimization, Control and Recognition*, pp. 215-236, Springer.

⁴⁹ Gómez-Gil, P., Ramírez-Cortés, J. M., Pomares Hernández, S. E., Alarcón-Aquino, V. (2011). **A neural network scheme for long-term forecasting of chaotic time series**. *Neural Processing Letters*, 33(3):215-233.

lores a futuro de una serie. Hay una gran cantidad de técnicas que se utilizan para hacer las predicciones, como las redes neuronales artificiales.⁵⁰

7.3.6. Visión Computacional⁵¹

La visión computacional es un área de gran amplitud en términos de investigación. Intuitivamente estudia el procesamiento de información visual en formato digital, como la que se genera por las cámaras de video, cámaras fotográficas, imágenes en la web, *scanners* digitales, entre otras. Desde sus inicios ha habido tres problemas fundamentales a resolver dada una imagen de entrada:⁵² i) construir una representación de los elementos atómicos que componen a una imagen, como las esquinas o intersecciones que se forman en la escena, en ventanas, puertas, pisos, objetos, o bien los bordes o líneas que surgen de las formas geométricas contenidas en la escena; ii) describir las propiedades de la escena tales como luminosidad, rugosidad, textura, etc., y iii) inducir una representación en 3-D de los objetos que aparecen en la escena.

Si bien la visión computacional se motiva en la visión natural, su objetivo no es imitar el proceso biológico sino más bien desarrollar algoritmos que permitan resolver tareas que un humano resuelve de manera natural, como reconocer rostros, seguir con la mirada un objetivo, calcular distancias mediante la observación visual de la escena, analizar videos,⁵³ comprender el lenguaje de señas, reconocer la geometría de una habitación en una imagen, etc.⁵⁴ Éstas y muchas otras tareas visuales parecen sencillas para nosotros

⁵⁰ Gómez-Gil, P. (2007). **Long Term Prediction, Chaos and Artificial Neural Networks. Where is the meeting point?** *Engineering Letters*, (15)1:1-5.

⁵¹ Ver la sección correspondiente en el capítulo de Robótica de Servicio en este mismo texto.

⁵² Marr, D. **Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information**, The MIT Press. 1982.

⁵³ Campos, Y., Sossa, H., Pajares, G. (2016). **Spatio-temporal analysis for obstacle detection in agricultural videos.** *Applied Soft Computing*, 45:86-97.

⁵⁴ Osuna-Coutiño, J. A., Martínez-Carranza, J., Arias-Estrada, M., Mayol-Cuevas, W. (2016). **Dominant Plane Recognition in Interior Scenes from a Single Image.** En *Proc. of the International Conference on Pattern Recognition*. pp. 1923-1928.

pero pueden demandar grandes cantidades de recursos computacionales para un sistema artificial.

7.3.7. Audición Robótica⁵⁵

La audición robótica es una sub-especialidad del análisis de escenas auditivas. De la misma forma que las escenas visuales se constituyen por individuos con propiedades y relaciones espaciales, las escenas auditivas contienen individuos que corresponden a las fuentes sonoras, con sus respectivas propiedades y relaciones acústicas. La audición robótica tiene como propósito construir una representación o imagen de la escena acústica de manera análoga al proceso de visión computacional cuyo objetivo es construir una representación de la escena visual. El primer paso es separar a las fuentes sonoras, lo que corresponde con indentificar a los individuos de la escena visual, para llevar a cabo, por ejemplo, reconocimiento de voz. Se le refiere como “robótica” porque normalmente se lleva a cabo por robots —como de servicio o de rescate— aunque también es posible incorporarla a dispositivos más pequeños como teléfonos móviles o dispositivos de ayuda auditiva. En México se ha implementado la localización de múltiples locutores como parte de una aplicación de mesero en un robot de servicio. Gracias a esta funcionalidad los comensales puede llamar al robot por voz para pedirle que tome la orden.⁵⁶

7.3.8. Vehículos Autónomos

El crecimiento vertiginoso de las grandes ciudades así como la necesidad de movilidad de sus habitantes han llevado a los científicos en AS/RP y otras áreas a buscar la construcción de vehículos autónomos de transporte urbano, capaces de desplazarse sin conductores humanos por calles y carreteras. Éste es un proyecto que presenta retos científicos en el área de AS/RP muy impor-

⁵⁵ Ver el capítulo de Robótica de Servicio en este mismo texto.

⁵⁶ Rascon, C., Meza, I.V., Fuentes, G., Salinas, L., Pineda, L. (2015). **Integration of the Multi-DOA Estimation Functionality to Human-Robot Interaction.** *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 12(8).

tantes, pues los autos autónomos deben procesar señales digitales y clasificarlas en tiempo real, a fin de mantenerse en los carriles asignados, respetar las reglas de tránsito, identificar peatones y otros obstáculos que puedan aparecer en su camino, localizar a otros vehículos cercanos, definir la ruta que seguirán para llegar a su destino, etcétera.

El departamento de Matemáticas y Ciencias de la Computación de la Universidad Libre de Berlín desarrolla desde 2006 automóviles autónomos. El más reciente, llamado *MadeInGermany*, es un automóvil VW Passat acondicionado con video cámaras, sistemas de escaneo basados en rayos láser, radares y una unidad de navegación GPS. Las medidas obtenidas por los sensores son procesadas por varias computadoras embebidas que transmiten esta información a una computadora principal. Una computadora de control contiene un mapa de la ciudad marcado con direcciones GPS que se usa para trazar la ruta del auto. El *MadeInGermany* se ha auto-conducido en varias ciudades del mundo, incluyendo a la Ciudad de México.⁵⁷ Varios investigadores y estudiantes mexicanos han participado en este proyecto en el marco del Año Dual Alemania-México 2016-2017 y el 80 aniversario del Instituto Politécnico Nacional, el cual lleva a cabo un proyecto bilateral titulado “Visiones de Movilidad Urbana”. Este proyecto incluyó la donación por parte de Alemania de 10 vehículos a escala, similares a *MadeInGermany*, a varias instituciones de educación superior mexicanas, con el objetivo de entrenar a estudiantes en la programación de vehículos autónomos, promover intercambios académicos y realizar demostraciones y competencias.⁵⁸

7.4. Ejemplos de aplicaciones desarrolladas en México

Desde el punto de vista de la aplicación, AS/RP ofrece nuevas aproximaciones algorítmicas en áreas muy diferentes. Por ejemplo, en la biomédica, desde

⁵⁷ Rojas, R. **Autonomous Cars (2006-2015)**, Freie Universitat Berlin, Department of Mathematics and Computer Science. <http://dcis.inf.fu-berlin.de/rojas/autonomous-cars-2006-2015/>

⁵⁸ Embajada Alemana Ciudad de México. **Visiones de movilidad Urbana**. <http://www.mexiko.diplo.de/Vertretung/mexiko/es/01-DEJahr/20160627RaulRojasEntrega.html>

la prevención y el diagnóstico hasta el monitoreo, seguimiento y tratamiento de una enfermedad; en el área industrial, desde energías renovables y basadas en combustibles fósiles hasta comunicaciones, ingeniería civil, materiales, etc; en el área de la genética, desde la identificación de las secuencias de ADN y ARN, su transcripción en genes y proteínas hasta la explicación de la transmisión de la herencia biológica de generación en generación; otras áreas incluyen la climatología, economía, política y ciencias sociales. Además, AS/RP se usa para observar fenómenos estáticos, como el reconocimiento de una placa de un coche en una imagen, o fenómenos dinámicos, como el desgaste por rozamiento de los materiales. También se pueden observar fenómenos muy rápidos mediante simulaciones estocásticas, como la resolución espectroscópica del tiempo de vuelo de los fotones a medida que viajan por un tejido biológico. Se pueden valorar cambios relevantes en conjuntos de datos de cardinalidad limitada como ensayos clínicos con una población de muestra pequeña, así como lidiar con enormes volúmenes de datos provenientes de muy diferentes fuentes, como en la predicción del tiempo meteorológico. Se pueden encontrar patrones sutiles entre una cantidad importante de ruido como el paso de un planeta por delante de su estrella (a través de la atenuación que produce su brillo en su observación desde la tierra) o “ver” patrones que exceden la parte observada de un fenómeno, como en la estimación de la evolución del proceso de sanado del agujero de la capa de ozono.

En ingeniería, en el Centro de Investigación en Computación del Instituto Politécnico Nacional (CIC-IPN) se han utilizado técnicas de AS/RP para identificar anillos defectuosos en los cilindros de un motor,⁵⁹ encontrar daños en las venas de la retina de un paciente diabético,⁶⁰ identificar los rostros en una fotografía antes de que la cámara se dispare,⁶¹ clasificar imágenes

⁵⁹ López Cárdenas, R. **Método híbrido para el diagnóstico de fallas en motores de inducción trifásicos**, Tesis Doctoral en Ciencias de la Computación. Instituto Politécnico Nacional, Centro en Investigación en Computación, 2008.

⁶⁰ Villalobos-Castaldi, F. M., Felipe-Riverón, E. M., Sánchez-Fernández, L. P. (2010). **A fast, efficient and automated method to extract vessels from fundus images**. *Journal of Visualization*, 13(3):263-270.

⁶¹ Guzman, E., Alvarado, S., Pogrebnyak, O., Yanez, C. (2007). **Image recognition pro-**

de la retina para diagnóstico de enfermedades,⁶² así como identificar plantas en sembrados a través de análisis de textura.⁶³

Los investigadores del grupo de visión de la Universidad Panamericana han diseñado nuevos algoritmos para detectar movimiento en imágenes médicas;⁶⁴ se han implementado técnicas de segmentación de imágenes para prevenir enfermedades cardíacas;^{65,66} se han instrumentado robots con visión computacional para minimizar sensores,⁶⁷ y se han identificado nuevas técnicas de reconocimiento de actividades humanas mediante el uso de sensores vestibles.⁶⁸

En la Universidad Autónoma de Baja California, el reconocimiento de patrones en el ADN se ha aplicado a la identificación de mamíferos superio-

cessor based on morphological associative memories. En *Proc. of Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 2007*. CERMA 2007, IEEE. pp. 260-265.

⁶² Vega, R., Sánchez, G., Falcón, L. E., Sossa, H., Guevara, E. (2015). **Retinal vessel extraction using Lattice Neural Networks with dendritic processing.** *Computers in Biology and Medicine*, 58:20-30.

⁶³ Campos, Y., Sossa, H., Pajares, G. (2017). **Comparative analysis of texture descriptors in maize fields with plants, soil and object discrimination.** *Precision Agriculture*. doi: 10.1007/s11119-016-9483-4, pp. 1-19.

⁶⁴ Moya-Albor, E., Escalante-Ramírez, B., Vallejo, E., (2013). **Optical Flow Estimation in Cardiac CT Images Using the Steered Hermite Transform.** *Signal Processing: Image Communication*, 28(3): 267–291.

⁶⁵ Barba-J, L., Moya-Albor, E., Escalante-Ramírez, B., Brieva, J., Vallejo Venegas, E., (2016). **Segmentation and Optical Flow Estimation in Cardiac CT Sequences Based on a Spatiotemporal PDM with a Correction Scheme and the Hermite Transform.** *Computers in Biology and Medicine*, 69: 189–202.

⁶⁶ Moya-Albor, E., Mira, C., Brieva, J., Escalante-Ramírez, B., Vallejo Venegas, E., (2017). **3D optical flow estimation in cardiac CT images using the Hermite transform.** En *Proc. of the SPIE 12th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis, International Society for Optics and Photonics*, doi: 10.1117/12.2256777.

⁶⁷ Ponce, H., Moya-Albor, E., Brieva, J. (2016). **A Novel Artificial Organic Controller With Hermite Optical Flow Feedback for Mobile Robot Navigation.** En Ponce, P. Molina-Gutierrez, A. Rodríguez, J. (Eds.), *New Applications of Artificial Intelligence*, InTech, pp. 145–169.

⁶⁸ Ponce, H., Martínez-Villaseñor, L., Miralles-Pechuán, L. (2016). **A Novel Wearable Sensor-Based Human Activity Recognition Approach Using Artificial Hydrocarbon Networks.** *Sensors*, 16(7): 1033.

res para la selección genómica.⁶⁹ Otras aplicaciones incluyen la construcción de prototipos para la detección de cáncer cérvico-intrauterino realizada en la Universidad Veracruzana,⁷⁰ y un sistema de corrección de errores de escritura en niños por fallas en la orientación espacial realizado en la Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla.⁷¹

En el Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE) se desarrolló un sistema de rehabilitación basado en el seguimiento de la mano de un paciente,⁷² y un sistema para la definición de factores para la identificación de errores en el proceso de producción de tubos de acero.⁷³ Asimismo, en el INAOE se han realizado prototipos para la clasificación de señales de electroencefalogramas, lo que permitirá apoyar el diagnóstico de enfermedades cerebrales⁷⁴ y la clasificación de leucocitos para identificación

⁶⁹ Salomón-Torres, R., González-Vizcarra, V. M., Medina-Basulto, G. E., Montaña-Gómez, M. F., Mahadevan, P., Yaurima-Basaldúa, V. H., Villa-Angulo, R. (2015). **Genome-wide identification of copy number variations in Holstein cattle from Baja California, Mexico, using high-density SNP genotyping arrays.** *Genetics and Molecular Research*, 14(4):11848–11859.

⁷⁰ Acosta-Mesa, H. G., Rechy-Ramírez, F., Mezura-Montes, E., Cruz-Ramírez, N., & Jiménez, R. H. (2014). **Application of time series discretization using evolutionary programming for classification of precancerous cervical lesions.** *Journal of biomedical informatics*, 49:73–83.

⁷¹ Castro-Manzano, J. M., Reyes-Meza, V., Medina-Delgadillo, J. (2015). **{dadasap}, an App for Syllogisms.** En *Proc. of the Fourth International Conference on Tools for Teaching Logic (TTL2015)*, arXiv:1507.03664, pp. 1–8.

⁷² Sucar, L.E., Orihuela-Espina, F., Velázquez, R.L., Reinkensmeyer, D.J., Leder, R., Hernández-Franco, J. (2014). **Gesture Therapy: An upper limb virtual reality-based motor rehabilitation platform.** *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(3):634–643.

⁷³ Ibargüengoytia, P.H., García, U.A., Herrera-Vega, J., Hernández-Leal, P., Morales, E.F., Sucar, L.E., Orihuela-Espina, F. (2013). **On the estimation of missing data in incomplete datasets: autoregressive Bayesian networks.** En *Proc. of the Eighth International Conference on Systems (ICONS 2013)*, pp. 111–116 (2013)

⁷⁴ Juárez-Guerra, E., Alarcón-Aquino, V., Gómez-Gil, P. (2014). **Epilepsy Seizure Detection in EEG Signals Using Wavelet Transforms and Neural Networks.** En Elleithy, K., Sobh, T. (Eds.). *New Trends in Networking, Computing, E-learning, Systems Sciences, and Engineering*, Springer, pp. 261–269.

de leucemia.⁷⁵ La empresa Probayes Américas en Puebla desarrolló un sistema para reconocimiento de rostros.⁷⁶

Asimismo en el Tecnológico de Chihuahua se construyó un sistema de interacción con objetos en escenarios virtuales para rehabilitación de miembros superiores e inferiores,⁷⁷ así como un sistema para el reconocimiento de nudos en hojas de madera.⁷⁸ En el Instituto Tecnológico de Tijuana se han realizado aplicaciones para biometría multimodal,⁷⁹ clasificación de imágenes⁸⁰ y reconocimiento de eco-cardiogramas.⁸¹ En la universidad de las Américas, Puebla, se han desarrollado aplicaciones para segmentación automática y reconocimiento de CAPTCHA's (prueba automática y pública para diferenciar ordenadores de humanos).⁸²

⁷⁵ Ramirez-Cortes, J. M., Gomez-Gil, P., Alarcon-Aquino, V., Gonzalez-Bernal, J., Garcia-Pedrero, A. (2010). **Neural networks and SVM-based classification of leukocytes using the morphological pattern spectrum**. En Melin, P., Kacprzyk, J. Pedrycz, W. (Eds.), *Soft Computing for Recognition Based on Biometrics* Springer, pp. 19–35.

⁷⁶ Carro, R. C., Larios, J. M. A., Huerta, E. B., Caporal, R. M., Cruz, F. R. (2015). **Face Recognition Using SURF**. En *Proc. of International Conference on Intelligent Computing*, Springer International Publishing, pp. 316–326.

⁷⁷ Arias-Enriquez, O., Chacon-Murguía, M. I., Sandoval-Rodriguez, R. (2012). **Kinematic analysis of gait cycle using a fuzzy system for medical diagnosis**. En *Proc. of the Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS 2012)*, IEEE, pp. 1–6.

⁷⁸ Ramírez Alonso, G. M. D. J., Chacón Murguía, M. I. (2005). **Clasificación de Defectos en Madera utilizando Redes Neurales Artificiales**. *Computación y Sistemas*, 9(1):17–27.

⁷⁹ Hidalgo, D., Castillo, O., Melin, P. (2009). **Type-1 and type-2 fuzzy inference systems as integration methods in modular neural networks for multimodal biometry and its optimization with genetic algorithms**. *Information Sciences*, 179(13):2123–2145.

⁸⁰ Valdez, F., Castillo, O., Melin, P. (2016, July). **Ant colony optimization for the design of Modular Neural Networks in pattern recognition**. En *Proc. of 2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, IEEE. (pp. 163–168).

⁸¹ González, B., Valdez, F., Melin, P., Prado-Arechiga, G. (2015). **Fuzzy logic in the gravitational search algorithm enhanced using fuzzy logic with dynamic alpha parameter value adaptation for the optimization of modular neural networks in echocardiogram recognition**. *Applied Soft Computing*, 37:245–254.

⁸² Starostenko, O., Cruz-Perez, C., Uceda-Ponga, F., Alarcon-Aquino, V. (2015). **Breaking text-based CAPTCHAs with variable word and character orientation**. *Pattern Recognition*, 48(4), 1101–1112.

Por su parte, en el IIMAS, UNAM, se ha mantenido una actividad constante en el estudio y análisis de imágenes biomédicas⁸³ y de imágenes provenientes de barredores multiespectrales.⁸⁴ Se ha trabajado también en la representación, análisis y reconocimiento de patrones estructurales con enfoque en la forma de los objetos. Entre algunos desarrollos se puede mencionar la Compacidad Discreta.⁸⁵ Esta medida se ha usado para analizar tumores cervicouterinos,⁸⁶ para calcular la compacidad en zonas ecológicas⁸⁷ y para clasificar tumores de mama,⁸⁸ entre otras aplicaciones, y se propuso como el nuevo estándar mundial para la clasificación de tumores cervicouterinos.⁸⁹ También se ha trabajado en el estudio de códigos de cadenas para representar curvas y árboles en dos y tres dimensiones.⁹⁰ Con este código se generaron 282,429,536,481 curvas 3-D para la clasificación de nodos,⁹¹ superando al record anterior de 70,000,000,000 de curvas.⁹² En procesamiento de imágenes, señales y visualización se han hecho contribuciones en el campo de recons-

⁸³ Martínez-Perez, M. E., Hughes, A. D., Stanton, A.V., Thom, S. A. Chapman, N., Bharath, A. A., Parker, K.H. **Retinal vascular tree morphology: a semiautomatic quantification**, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(8):912–917, 2002.

⁸⁴ Guzmán, A. **Reconfigurable Geographic Data Bases**. In *Pattern Recognition in Practice*. E. S. Gelsema and Laveen N. Kanal (eds), 99–112, North Holland, 1980.

⁸⁵ Bribiesca, E. (2008). **An Easy Measure of Compactness for 2D and 3D Shapes**. *Pattern Recognition*, 41(2): 543–554.

⁸⁶ Braumann, U. et al. (2005). **Three-dimensional reconstruction and Quantification of cervical carcinoma invasion fronts from histological serial sections**. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(10):1286–1307.

⁸⁷ Bogaert, J., Rousseau, R., Van Hecke, P., Impens, I. (2000). **Alternative area-perimeter ratios for measurement of 2D shape compactness of habitats**. *Applied Mathematics and Computation*, 11 (2000) 71–85.

⁸⁸ Moon, W. K. et al. (2011). **Computer-aided diagnosis for the classification of breast masses in automated whole breast ultrasound images**. *Ultrasound in Medicine and Biology* 37(4):539–548.

⁸⁹ Einkenkel, J. et al. (2007). **Evaluation of the invasion front pattern of squamous cell cervical carcinoma by measuring classical and discrete compactness**. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31:428–435.

⁹⁰ Bribiesca, E. (2000). **A Chain Code for Representing 3D Curves**. *Pattern Recognition*, Vol. 33, No. 5, pp. 755–765.

⁹¹ Bribiesca, E. (2005). **A Method for Computing Families of Discrete Knots Using Knot Numbers**. *Journal of Knot Theory and Its Ramifications*, 14(4): 405–424.

⁹² Hayes, B. (1997). **Square Knots**. *American Scientist*, 85(6):506–510.

trucción de imágenes a partir de proyecciones, en particular, proponiendo la metodología de Superiorización.^{93,94} También, se han hecho contribuciones en el campo de segmentación de imágenes usando principios de lógica borrosa difusa.⁹⁵ Asimismo, en el área de robótica auditiva se ha trabajado en la localización de múltiples locutores móviles en un ambiente real con un número pequeño de micrófonos.⁹⁶

El grupo de aplicaciones de IA del Instituto Nacional de Electricidad y Energías Limpias (INEEL, antes IIE) ha realizado diferentes proyectos de AS/RP en el sector energético. En todos ellos se utilizan redes Bayesianas como la técnica principal para modelar y reconocer patrones. Por ejemplo, en el proyecto de diagnóstico de transformadores de potencia mediante señales de vibración para la empresa Prolec-GE se implantaron sensores de vibración en los tanques de los transformadores y se desarrolló un sistema que aprende un modelo probabilista del espectro de frecuencias de la vibración del transformador que permite detectar desviaciones del comportamiento normal.⁹⁷

Otro proyecto desarrollado en el INEEL consistió en el desarrollo de un sistema de diagnóstico de turbinas eólicas que utiliza señales históricas del Sistema de Control Supervisor y Adquisición de Datos de la turbina (SCADA) para aprender modelos de comportamiento de la turbina bajo diferentes contextos de operación, como con vientos de baja o alta intensidad. Con dichos modelos se identifican los patrones de valores de las variables que

⁹³ Herman, G. T., Garduño, E., Davidi, R., Censor, Y. **Superiorization: An optimization heuristic for medical physics**, por publicarse en *Medical Physics*, doi: 10.1118/1.4745566

⁹⁴ Garduño, E., Herman, G. T. (2017). **Computerized tomography with total variation and shearlets**. *Inverse Problems*, 33(4). doi: 10.1088/1361-6420/33/4/044011

⁹⁵ Carvalho, B., Garduño, E., Santos, T., Oliveira, L., Silva Neto, J. (2014). **Fuzzy segmentation of video shots using hybrid color spaces and motion information**. *Pattern Analysis and Applications* 17(2):249–264.

⁹⁶ Rascon, C., Fuentes, G., Meza, I.V. (2015). **Light weight multi-DOA tracking of mobile speech sources**. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing* 2015:11 .

⁹⁷ Ibarguengoytia, P.H., Liñan, R., Betancourt, E. (2009) **Transformer Diagnosis Using Probabilistic Vibration Models**. En: Aguirre, A.H., Borja, R.M., García, C.A.R. (Eds.) *MICAI 2009: Advances in Artificial Intelligence*. LNCS, 5845. Springer.

representan el comportamiento normal de la turbina que a su vez permiten identificar desviaciones tempranas a dicho comportamiento.⁹⁸

7.5. La comunidad científica

La comunidad científica mexicana tiene una presencia importante relacionada a AS/RP, la cual es difícil de cuantificar dado que se reporta en una gran variedad de medios y en prácticamente todas las disciplinas de la computación nombradas en este libro. Algunas de las instituciones que generan conocimiento en esta área son: el Centro de Investigación en Matemáticas (CIMAT), el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional (CINVESTAV), el Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE), el Instituto Nacional de Electricidad y Energías Limpias (INEEL) (antes Instituto de Investigaciones Eléctricas), el Instituto Politécnico Nacional (IPN), el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM), la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), la Universidad Autónoma de Baja California (UABC), la Universidad Autónoma de San Luis Potosí (UASLP) y la Universidad Panamericana (UP).

Los congresos que organiza la comunidad mexicana de AS/RP incluyen: la Conferencia Internacional en Ingeniería Eléctrica, Ciencias de la Computación y Control Automático (CCE), el Congreso Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones (CIARP), el Congreso Mexicano de Inteligencia Artificial (COMIA), la Conferencia Internacional en Electrónica, Comunicación y Computadoras (CONIELECOM), el Encuentro Nacional en Ciencias de la Computación, el Congreso Iberoamericano de Inteligencia Artificial (IBERAMIA), el Congreso Mexicano/Internacional de Inteligencia Artificial (MICAI) y la Conferencia Internacional en Cómputo Ubicuo e Inteligencia Ambiental (UCAMI).

⁹⁸ Ibargüengoytia, P.H., Garcia, U., Reyes, A., Borunda, M. (2016). **Anomalies detection in the behavior of process using the sensor validation theory.** *Advances in Artificial Intelligence – IBERAMILA 2016, Lecture Notes in Computer Science*, 10022.

Asimismo, las asociaciones científicas mexicanas que se relacionan con el análisis de señales y reconocimiento de patrones incluyen la Sociedad Iberoamericana de Inteligencia Artificial (IBERAMIA), la Sociedad Mexicana de Inteligencia Artificial (SMIA), la Sociedad Mexicana de Ciencias de la Computación (SMCC), la Asociación Mexicana para la Visión computacional, Neuro-Computación y Robótica (MACVNR) y la Academia Mexicana de Computación (AMEXCOMP). Algunas de las asociaciones internacionales relacionadas a AS/RP que cuentan con representatividad mexicana incluyen a la *International Association of Pattern Recognition* (IAPR), al *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE) y a la *Association of Computing Machinery* (ACM), a través de secciones especiales y/o capítulos relacionados al AS/RP, Inteligencia Artificial e Inteligencia Computacional.

Por otra parte, la comunidad mexicana participa activamente en congresos internacionales, como por ejemplo: *The Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, la Conferencia Iberoamericana de Inteligencia Artificial (IBERAMIA), *el IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, el *International Congress on Pattern Recognition (ICPR)*, la *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP)*, la *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, el *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)* y el *World Congress on Computational Intelligence (WCCI)*.

7.6. Perspectivas

El futuro de AS/RP en México es prometedor. La cantidad de información disponible aumenta cada día debido a las múltiples maneras de obtener datos a través de sensores, aplicaciones en dispositivos móviles, el Internet, los repositorios de información gubernamentales, etc. Esta inmensa riqueza de datos presenta el reto de encontrar algoritmos eficientes, así como nuevas maneras de programación para controlar los costos que conlleva su procesamiento. En este sentido, los avances recientes del cómputo de alto desempeño y del su-

per-cómputo permiten la ejecución de algoritmos de AS/RP que utilizan grandes cantidades de datos, lo cual era imposible hace apenas unos años.

Cada día surgen nuevas áreas asociadas con AS/RP, como el reconocimiento de actividades humanas a través de sensores portables que ayudan a cuantificar la actividad física, motivar y poner metas apropiadas a cada persona. Estos sistemas pueden contribuir significativamente a mejorar la calidad de vida, salud y seguridad de ancianos, niños y personas discapacitadas. Asimismo, la madurez alcanzada por las comunidades de investigación mexicanas ha dado lugar a que se desarrollen trabajos interdisciplinarios de trascendencia y aumenten las aplicaciones de la alta tecnología para beneficio de la comunidad.

Otra área de oportunidad surge de la necesidad de contar con grandes repositorios de información en diferentes ámbitos o dominios de aplicación para apoyar la toma de decisiones en tiempo real, mediante el aprovechamiento de las capacidades de clasificación, predicción e inferencia de las técnicas de inteligencia artificial, minería de datos y los modelos de aprendizaje profundo. Estos repositorios estarán disponibles en la medida en que se mejoren los sistemas de captura masiva de información y de protección de datos. Se requiere también contar con repositorios de datos típicos que permitan validar las soluciones propuestas y compararlas formalmente con otras.

Desde el punto de vista de la educación urge considerar los conocimientos básicos asociados a AS/RP y, en general de las Ciencias de la Computación, como parte de la currícula de las carreras de ingeniería y ciencias. Con respecto a la enseñanza en niveles básicos, desde hace varios años se ha promovido la formación del pensamiento computacional en la enseñanza media superior como una herramienta de solución de problemas basada en el pensamiento crítico, pero aún hay un largo camino que recorrer.⁹⁹

⁹⁹ Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. **Programa de pensamiento computacional para la educación media y superior en México.** <http://www.pensamientocomputacional.org/>

En relación a la metodología de investigación, en los últimos años se ha madurado en la formalización y homogeneización de la terminología. Sin embargo, todavía es necesario alcanzar la precisión de otras áreas del conocimiento como la física, la química o las matemáticas. Por otra parte, es necesario establecer procedimientos experimentales óptimos y estándares de evaluación para aumentar la calidad de la investigación y fomentar la generación de publicaciones de alto impacto. Las oportunidades de desarrollo y aplicación del Análisis de Señales y Reconocimiento de Patrones seguirán creciendo en los próximos años con muy buenas perspectivas.

