

Sistema de análisis de patrones implementado en FPGAs para el estudio experimental de los ligamentos en la articulación

Raygoza Panduro J.J.,*
Ortega Cisneros Susana,*
Bonsfills Nuria,**
Núñez Ángel,**
Gómez Barrera E**

* Departamento de Electrónica, CUCEI, Universidad de Guadalajara.

** Dpto. de Morfología, Facultad de Medicina, Universidad Autónoma de Madrid.

Correspondencia:

Raygoza Panduro J.J.
Departamento de Electrónica, CUCEI,
Universidad de Guadalajara, Blvd.
Marcelino García Barragán No. 1421,
esq. Calzada Olímpica, Guadalajara,
Jalisco, México, 44430.

Artículo recibido: 15/agosto/2008

Artículo aceptado: 2/septiembre/2009

RESUMEN

La lesión del ligamento cruzado anterior (LCA) ha sido una de las patologías más estudiadas desde diferentes puntos de vista. Se ha experimentado con las variables, que de forma directa o indirecta, definen el concepto de inestabilidad producida por esta lesión. Debido a la dificultad que implica la realización de mediciones de la tensión y deformación de estas estructuras se han propuesto una amplia gama de metodologías de medición de este fenómeno. El interés por el estudio tensional de las estructuras articulares se debe a las posibilidades de obtener información sobre la estabilidad y la movilidad de articulaciones tanto sanas como lesionadas, con la posibilidad de intervenir sobre estos aspectos en su tratamiento y rehabilitación. Este artículo presenta la implementación de un sistema electrónico de monitorización de tensión-deformación de ligamentos de la articulación y de un sistema de reconocimiento de patrones. El sistema está compuesto de sensores strain gauge que detectan los cambios de tensión-deformación de los ligamentos durante los movimientos, los cuales son registrados formando patrones característicos que son clasificados por un circuito electrónico compuesto de un microprocesador con un arreglo de redes neuronales embebidas en un dispositivo reconfigurable FPGA.

Palabras clave: Ligamentos, rodilla, células de carga, FPGAs, microprocesador.

ABSTRACT

The damage of the Previous Crossed Ligament (LCA) has been one of the most widely and varied studied pathologies. We have experimented with both direct and indirect variable forms, which define the concept of instability produced by this injury. Due to the difficulty in measuring this phenomenon, a wide range of methodologies have been proposed in order to measure it. The tension study focuses on the specific structures needed for stability and mobility, comparing healthy and injured joints as well as considering treatment and rehabilitation. This article presents the implementation of an electronic monitoring system of tension-deformation of ligaments of the joint and of a patterns recognition system. The system is composed of strain gauge sensors that detect ligament tension-deformation changes during movements, forming typical patterns which are clas-

sified by an electronic circuit consisting of a microprocessor with an arrangement of neural networks embedded in a FPGA reconfigurable device.

Key Words: Ligament, knee, strain gauge, FPGAs, microprocessor.

INTRODUCCIÓN

La lesión del ligamento cruzado anterior (LCA) ha sido una de las patologías ampliamente estudiadas, las lesiones de este tipo son tratadas con diferentes técnicas que van desde la reconstrucción del ligamento con injertos de otros segmentos de ligamentos como la sustitución de éste mediante fibras artificiales. Pero en la mayoría de los casos se considera que la recuperación no es total, debido a que existe la pérdida de la conectividad propia del ligamento, quedando sólo la reparación a nivel biomecánico. Con la finalidad de estudiar la participación de las estructuras ligamentarias en la estabilidad de la articulación se ha experimentado con las variables, que de forma directa o indirecta, definen el concepto de inestabilidad producida por esta lesión. Debido a la dificultad que implica la realización de mediciones de la tensión y deformación de estas estructuras se han propuesto una amplia gama de metodologías de medición de este fenómeno¹⁻⁴. El interés por el estudio tensional de las estructuras articulares se debe a las posibilidades de obtener información sobre la estabilidad y la movilidad de articulaciones tanto sanas como lesionadas, con la posibilidad de intervenir sobre estos aspectos en su tratamiento y rehabilitación⁵.

Los experimentos para determinar las mediciones isométricas que puedan predecir la elongación de los ligamentos, durante flexiones y extensiones pasivas, simultáneamente a la reconstrucción del LCA *en vivo*^{5,6} ha requerido el desarrollo de metodologías y técnicas de medición cada vez más diversificadas. En la actualidad, frecuentemente nos encontramos que los investigadores recurren cada vez más al uso de diversos tipos de sensores electrónicos para desarrollo de cálculos de mediciones de desplazamientos relativos de la tibia respecto al fémur. Todos ellos relacionados con la finalidad de evaluar el comportamiento de los materiales utilizados en los injertos del LCA⁷⁻⁹. Esto crea la necesidad de identificar con mayor claridad el comportamiento biomecánico de los ligamentos durante este tipo de lesiones. En la medida en que se logre establecer una relación más clara entre el desempeño de la estructura ligamentaria y la cinemática

de la articulación, se podrán proponer nuevas soluciones para mejorar la rehabilitación de pacientes con este tipo de lesiones.

Diversos son los enfoques que se han realizado en el estudio del comportamiento de los ligamentos estabilizadores de la articulación¹⁰⁻¹² algunos están destinados a la simulación de estos últimos¹³⁻¹⁶. Las aplicaciones para determinar mediciones en los cambios tensionales se han planteado por medio de transductores de efecto Hall y por mediciones de fuerza a través de dispositivos con células de carga⁹, introducido entre las fibras del LCA de la rodilla.

El objetivo de este trabajo es el diseño de un sistema electrónico de monitorización de tensión-deformación de ligamentos de la articulación y de un sistema de reconocimiento de patrones orientado al estudio de rehabilitación de lesiones del ligamento cruzado anterior (LCA). El origen de este proyecto está basado en la importancia de las lesiones ligamentarias y además del gran interés por establecer una relación del comportamiento de la respuesta mecánica de los ligamentos en la articulación, antes, durante y después de la lesión del LCA.

El sistema electrónico de análisis y reconocimiento de patrones se implementó en dispositivos reconfigurables FPGAs (Field Programmable Gate Array), para el análisis de la lesión del ligamento cruzado anterior (LCA). El sistema está compuesto de un microprocesador que regula el control del sistema, mediante una configuración de dos redes neuronales para clasificación de patrones, basada en estructuras de mapas auto-organizativos SOM (Self Organizational Maps).

El circuito es programable y reconoce diferentes secuencias de patrones de movimientos de la articulación con lesiones del ligamento cruzado anterior (LCA). El circuito está implementado en una FPGA Virtex II. Este sistema de análisis realiza la clasificación de los patrones de tensión deformación de los ligamentos de la rodilla. Los resultados obtenidos de estos estudios experimentales forman parte de las contribuciones del comportamiento de los ligamentos colateral medio (LMC) y rotuliano (LR) en presencia de lesiones del LCA en rodillas¹⁷.

Además este sistema está constituido de dos bloques principales, el módulo neuronal con sincronización self-timed (ST) y el microprocesador central de 8 bits síncrono. El sistema realiza el procesamiento con una estructura neuronal programable que reconoce diferentes movimientos y secuencias continuas y mantiene la clasificación de los patrones de acuerdo con los cambios de posición de la articulación. Además, se implementó en circuitos reconfigurables FPGAs, cubriendo la necesidad de tener un circuito modular, que sea móvil, el cual cuente con las prestaciones de un sistema flexible y con una unidad de programación propia.

SISTEMA ELECTRÓNICO MONITOR DE TENSIÓN-DEFORMACIÓN SEMT

Una técnica ampliamente aceptada para definir la inestabilidad de la articulación es comprobar una dislocación tibial anterior excesiva en ciertos grados de flexión de la rodilla. Diversos estudios se han realizado para medir estos desplazamientos^{5,9,11}. El ligamento LCA actúa como estabilizador primario de la articulación que se opone al desplazamiento de la tibia respecto del fémur⁶. Durante este proceso el ligamento experimenta diferentes niveles de tensión, lo cual hace pensar que la relación tensión del LCA con respecto a la estabilidad de la articulación puede ser un parámetro útil para determinar la inestabilidad de la rodilla. Basados en esta hipótesis, se han desarrollado diferentes experimentos para tratar de medir los desplazamientos con el objetivo de calcular la tensión y determinar la función mecánica del LCA^{9,10,12}. La serie de experimentos que han desarrollado Beynon y Flemming para medir la elongación del LCA y los injertos de éste se ha realizado con sensores de efecto Hall y DVRT^{9,18}.

En este trabajo proponemos la utilización de un sistema especialmente diseñado para este estudio. El sistema electrónico de monitorización de tensión-deformación permite detectar la tensión-deformación superficial de estructuras a través de sensores (strain gauge) células de carga. Este sistema tiene por objeto obtener información en tiempo real de la deformación superficial de una estructura ligamentaria. La incorporación de galgas extensométricas, colocadas en la superficie del ligamento, detecta los cambios de tensión de la estructura con la mínima interferencia en el comportamiento natural de la estructura.

Módulo de acondicionamiento de señal

El circuito acondicionamiento del sistema monitor de tensión-deformación SEMT está compuesto por los arreglos resistivos de instrumentación tipo puente, los cuales permiten la medición de los cambios de resistencia del sensor. El arreglo está dispuesto para realizar la compensación en la medición de uno, dos y cuatro elementos resistivos (galgas). El único requisito para el correcto funcionamiento del circuito, es mantener la relación siguiente:

$$R_s \approx \frac{1}{4}R_z \quad \text{o} \quad VR_z \approx 4VR_s \quad (1)$$

En donde R_s es la resistencia del sensor y R_z es el valor de resistencia del arreglo resistivo. En la Figura 1 se observa que el arreglo R_z está compuesto de dos resistencias R_3 , R_2 y un interruptor SW_1 . Este interruptor ajusta la relación de voltaje de la malla 1 de la conexión de sensores, mientras que el interruptor SW_2 cumple con la misma función en la malla 2 del puente. Esta configuración está dispuesta para la combinación de conexión de uno o varios sensores. Consideremos un primer caso en el cual se desea conectar una galga de valor $R_s = 120\Omega$, los valores de R_3 y $R_4 = 1K\Omega$, y el interruptor SW_1 deberá estar cerrado para formar el paralelo de R_3 , R_4 y de esta forma es $R_z = 500\Omega$. Este valor es aproximadamente 4 veces mayor que la resistencia de R_s y por lo tanto el voltaje de sensor será de $\frac{1}{4} VR_z$. En la Figura 1a se muestra el dibujo del puente balanceado y en la Figura 1b se muestran los tres casos de conexión de arreglos de sensores y configuración de los interruptores para balancear el circuito resistivo de entrada. Una vez balanceado el puente de entrada, la señal proveniente del sensor entra a un seguidor de voltaje que refuerza la señal en modo de corriente para posteriormente pasar a través de un filtro pasobajos.

Circuito de ajuste de nivel

El circuito de ajuste de nivel está compuesto por cuatro etapas de resta y amplificación del nivel de voltaje, las cuales se conectan en serie para ir amplificando y ajustando las variaciones de voltaje de los sensores. El diagrama del circuito de acondicionamiento de señal se muestra en la Figura 2. Este circuito se encarga de amplificar la señal del sensor e ir ajustando el nivel de voltaje para evitar la saturación, restando el componente de continua.

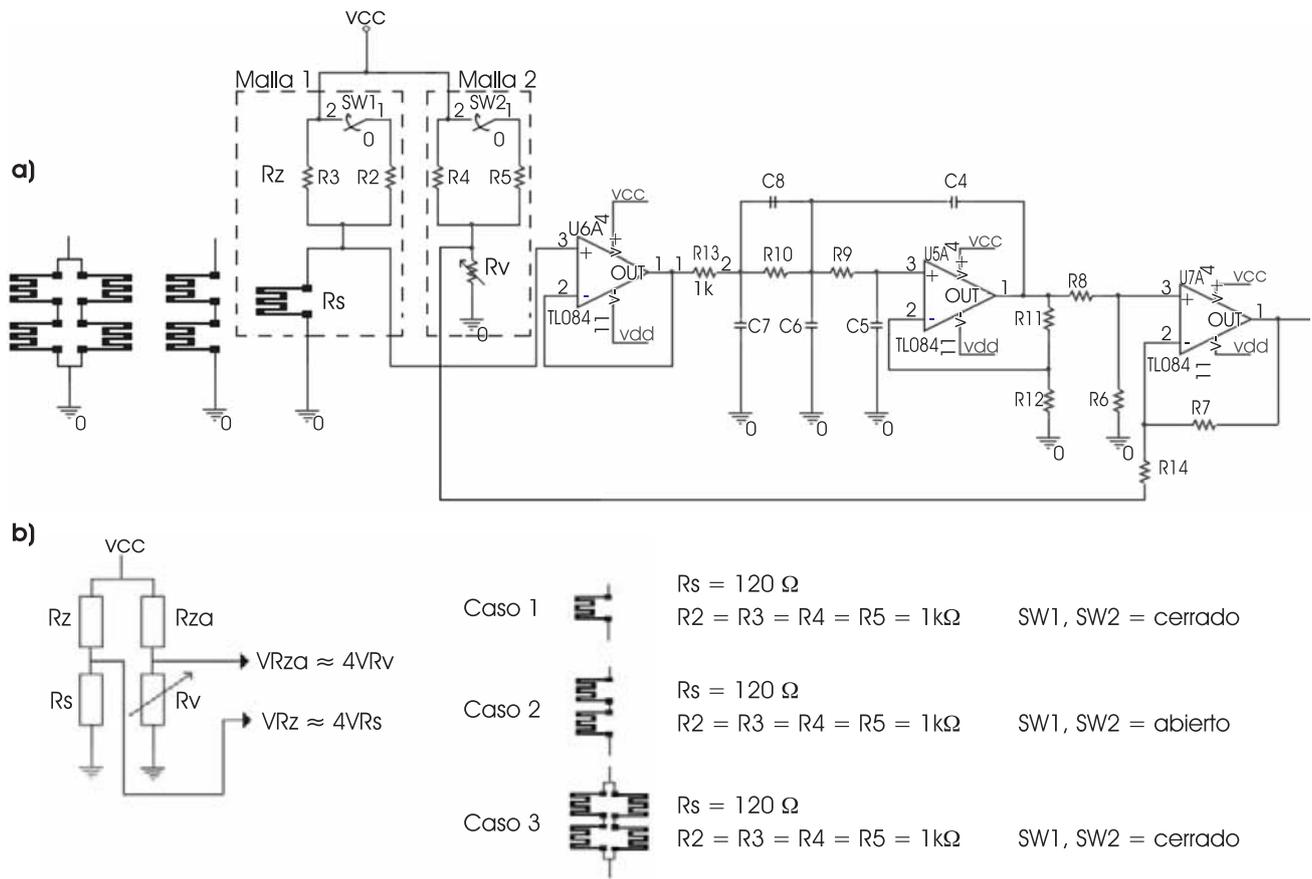


Figura 1. a) Diagrama del circuito acondicionador tipo puente del sistema electrónico monitor de tensión-deformación SEMT. b) Tres casos de conexión de arreglos de sensores.

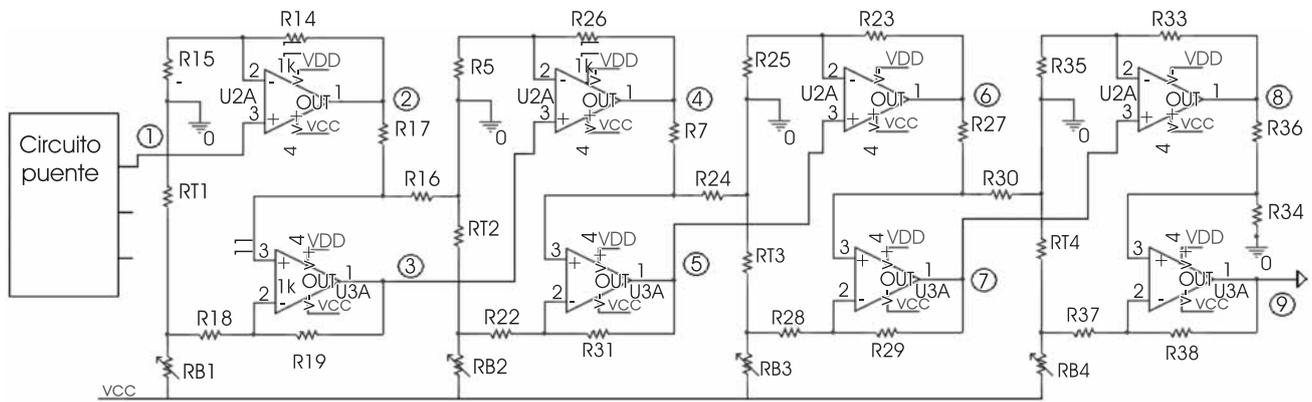


Figura 2. Un canal de instrumentación del módulo de acondicionamiento de señal del SEMT.

Las variaciones reales del dispositivo sensor son del orden de $\pm .0001$ volts, nivel de señal muy pequeña que requiere ser amplificado hasta un rango de 1 a 4.5 volts. El proceso de amplificación se realiza en cuatro etapas.

METODOLOGÍA Y DESARROLLO DE EXPERIMENTOS

El desarrollo de la experimentación se fundamentó en definir un sistema que fuese capaz de medir los cambios de tensión de una estructura biológica, en

este caso ligamentaria y que permitiera aportar la información necesaria para ser relacionada con una lesión específica que altera la cinemática de la articulación. El problema se enfocó en la colocación de sensores artificiales que tratan de imitar, en forma parcial, el comportamiento de los sensores naturales que poseen las estructuras ligamentarias, intentado, de esta forma, implementar un sistema auxiliar que informe del estado de la articulación. Para ello, se estableció un procedimiento de instalación y preparación de galgas sobre tejidos suaves y ligamentos para ser evaluados y probados en estructuras reales. Este proceso de experimentación de laboratorio lo podemos dividir en dos fases:

1. Experimentación en articulaciones de patas de gatos *in vitro*.
2. Experimentación en articulaciones de patas de gatos *in vivo*.

En la primera fase la experimentación se realizó en patas de gato congeladas y separadas del animal, con el objetivo de analizar y desarrollar una técnica para la colocación y preparación de los sensores de medición. Es importante mencionar que las dimensiones físicas, como el área y el espacio disponible en las estructuras ligamentarias, son el primer objetivo que se debe cumplir para la realización de la medición con el mínimo de interferencia posible. En específico cuando se trató de evaluar la colocación del sensor del LCA, el espacio disponible en la superficie del ligamento y en la cavidad entre la articulación es reducido.

En la segunda fase de experimentación se enfocó a la realización de las mediciones de los sistemas de sensores, en articulaciones de patas de gato *in vivo*, la experimentación se realizó sobre animales de laboratorio anestesiados y previamente preparados en el Laboratorio de Morfología de la Facultad de Medicina de la Universidad Autónoma de Madrid. Se incorporó un sistema de video para el análisis visual del desplazamiento de la articulación. Para un mayor control en los movimientos se utilizó un dinamómetro y finalmente se realizaron las primeras pruebas de estimulación eléctrica muscular y la observación de su respuesta, la cual nos hace pensar que una estimulación controlada puede ser utilizada como un auxiliar en la corrección de la inestabilidad de la rodilla.

Instalación de las galgas extensométricas

Cuando la articulación o extremidad presenta movimientos, los ligamentos son sometidos a fuerzas de tensión. Para detectar estos cambios en la estructura del ligamento colocamos galgas extensométricas del tipo FLG-02-23 de 2 mm de longitud, de $120 \pm 0.3 \Omega$, con un factor de galga de $2.11 \pm 1\%$ y el tipo FLK-1-23 de 1 mm de longitud, de $120 \pm 0.3 \Omega$, con un factor de galga de $2.17 \pm 1\%$. Comercializados por la compañía Tokio Sokki Kenkyujo Co., Ltd¹⁹⁻²¹. Los sensores son preparados previamente, antes de su colocación, cada dispositivo posee un par de cables que son recubiertos con un tubo de plástico. En los extremos de cada cable se instala una microterminal tubular hembra fijada a

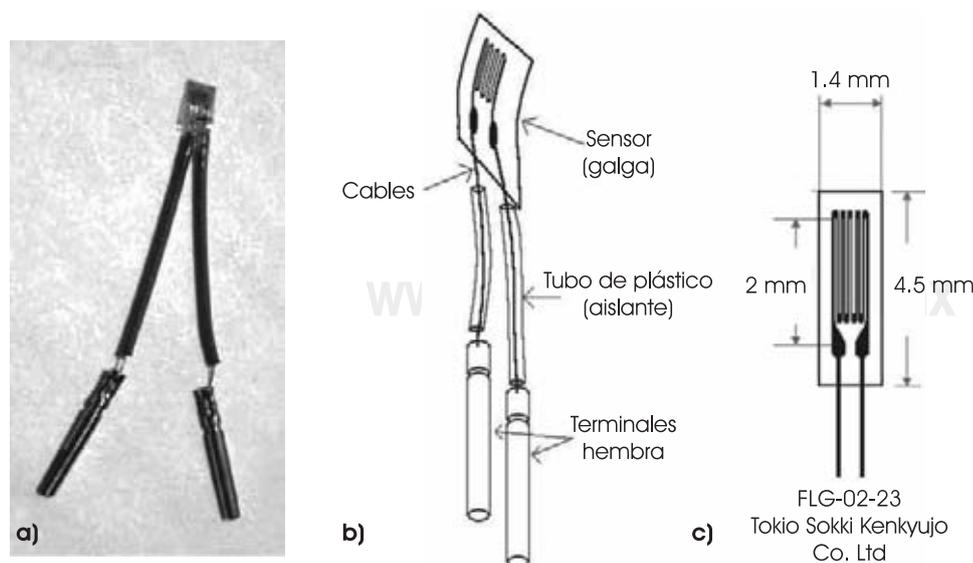


Figura 3. Galgas extensométricas utilizadas como sensores de deformación. a) y b) Fotografía y dibujo del dispositivo sensor preparado para su instalación. c) Dimensiones físicas del dispositivo.

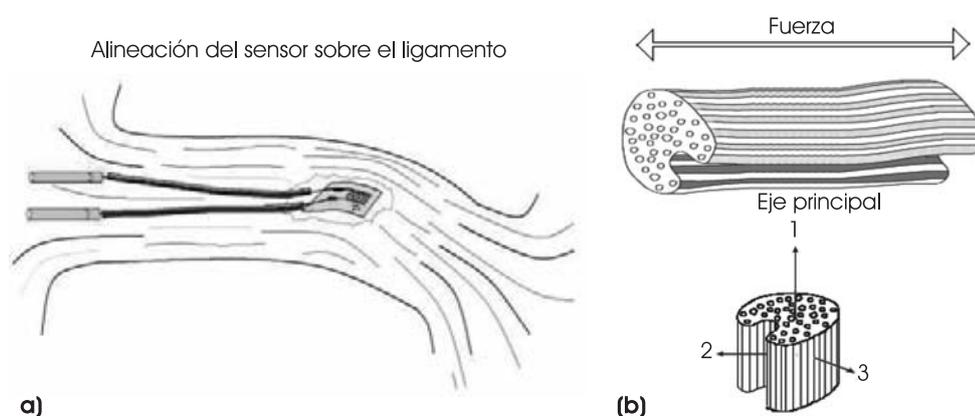


Figura 4. a) Alineación del sensor sobre el ligamento. b) Eje principal de deformación del ligamento.

presión. En la Figura 3 se muestra una fotografía del sensor FLG-02-23, listo para ser colocado.

Los sensores son adheridos en la superficie del ligamento con un pegamento biocompatible, un adhesivo biológico (Hystoacril®, Braun), cianoacrilato utilizado con fines médicos. Este compuesto forma una interfase de fijación entre el sensor y el ligamento, el cual permite transmitir al dispositivo sensor los cambios físicos de la estructura ligamentaria. También este material cubre toda su superficie como una cápsula y protege las terminales descubiertas del medio ambiente que le rodea.

Para la orientación del dispositivo sensor consideramos primeramente que la estructura del ligamento se comporta como un material transversalmente isotrópico, en donde el eje principal del desplazamiento se encuentra sobre la sección longitudinal de la estructura, es decir, la deformación predominante se presenta en la dirección de la fuerza de tensión aplicada y el ensanchamiento o restricción del ligamento será considerado muy pequeño. Bajo esta suposición la alineación del dispositivo es realizada a lo largo del ligamento.

La colocación del dispositivo se realiza con las marcas superiores hacia arriba y extendiendo los cables de alambre, separándolos aproximadamente 1 cm entre cada terminal. La cara principal (lado de los *pads*) debe estar en la parte superior o de frente para que permita ajustar los alambres de los cables exteriores, como se muestra en la Figura 4.

Para la fijación del sensor se limpia el área, se deposita una gota de hystoacril y se coloca el sensor, oprimiéndose suavemente sobre la superficie por unos segundos hasta que éste quede adherido. Esta gota forma una delgada *interfase* entre la superficie del ligamento, lo suficientemente rígida para fijar al sensor y flexible para transmitir los cambios superficiales del ligamento. Posteriormente se

separan los cables de las terminales 1 cm aproximadamente y se pone otra gota de hystoacril. Esta última gota encapsula a la galga para protegerla de posibles cortocircuitos provocados por la humedad o sangre de los tejidos laterales. Finalmente los sensores quedan dispuestos como se muestra en la Figura 5, en ésta se muestra un dibujo con las tres galgas colocadas sobre los tres ligamentos de la articulación monitorizados:

- 1) Sensor en el ligamento cruzado anterior «LCA».
- 2) Sensor en el ligamento colateral medio «LCM».
- 3) Sensor en el ligamento rotuliano «LR».

Los cables del sensor del LCA se introducen por un orificio que atraviesa el hueso, como se observa en el dibujo de la Figura 5a. Los cables de los otros dos ligamentos quedan descubiertos y son más fáciles de conectar a los cables de extensión que polarizan a los sensores.

En la Figura 5b se muestra la articulación de una pata de gato con los sensores de los ligamentos colateral medio y rotuliano, se aprecia una bolita de plástico de color azul, ésta pertenece a un grupo de tres marcadores visuales que indican el desplazamiento de la articulación, éstos son utilizados durante la filmación de los movimientos para ser evaluados y correlacionados con las respuestas de los sensores de tensión-deformación.

Descripción del experimento

Para el desarrollo de los resultados presentados en este trabajo se utilizaron 7 gatos comunes de peso entre 2.5 y 5 kg, que se obtuvieron de un criador específico de animales de laboratorio. En cada sesión experimental de laboratorio se realiza lo siguiente: A) Preparación de los animales, B) Ciru-

gías para la colocación de sensores, C) Preparación de los equipos y sensores de medición, D) Calibración de los equipos, y E) Análisis de datos. Cada experimento involucra mediciones de diferentes variables. Para medir la actividad muscular se requirió de un electromiograma que proporciona información de la respuesta muscular durante las diferentes fases. Para detectar los inicios de movimientos se utilizó un sistema de ultrasonido *Sonolab* comercial de la marca *Sonometrics Corporation Ltd*. Para la detección de tensión-deformación superficial de los ligamentos se utilizó el sistema SEMT, que se diseñó específicamente para este proyecto, el cual es descrito en este trabajo. Durante cada sesión se registraron los datos de las mediciones y se analizaron posteriormente. El desarrollo del experimento se realiza por orden cronológico de la siguiente forma:

Primero se realiza la preparación de la pata de gato y los sensores (galgas) con sus cables de extensión. Se fijan en la superficie de los ligamentos. Se colocan los electrodos de medición de actividad eléctrica y los sensores de ultrasonido. Una vez preparada la pata se procede a calibrar el equipo SEMT en una posición neutra de la articulación. La calibración del sistema consiste en variar la ganancia de cada etapa del circuito de instrumentación del SEMT hasta obtener una salida de voltaje cercano a un nivel de referencia, o

a cero, como se describió en la sección del «sistema electrónico monitor de tensión-deformación SEMT».

Las salidas del SEMT se conectan a una tarjeta de adquisición de datos del sistema *Sonometrics* en un ordenador, que captura 100 muestras por segundo. Registra los canales de monitorización de la tensión-deformación y los canales de los sensores de ultrasonido en archivos para computadora. Paralelamente, se observan los canales de tensión-deformación a través de un osciloscopio, para asegurar su calibración y evitar que presenten alguna saturación. Los movimientos de la pata de gato se organizan, primeramente, en movimientos individuales durante el proceso de calibración. En la Figura 6 izquierda se muestra el ligamento colateral medio de la articulación en un movimiento de flexión-extensión, de 0° a 90° flexión y en la Figura 6 de la derecha se muestra la pata del gato en un movimiento en extensión. Durante la flexión el ligamento colateral experimenta un cambio gradual de tensión que varía de acuerdo al ángulo de la pata y al tiempo que la articulación permanece en cierta posición (el tiempo que el ligamento permanece sometido a una carga constante). Debido a la naturaleza del comportamiento de los ligamentos en la articulación, la calibración se ajusta en una posición específica para establecer los niveles de referencia, en todos los sensores.

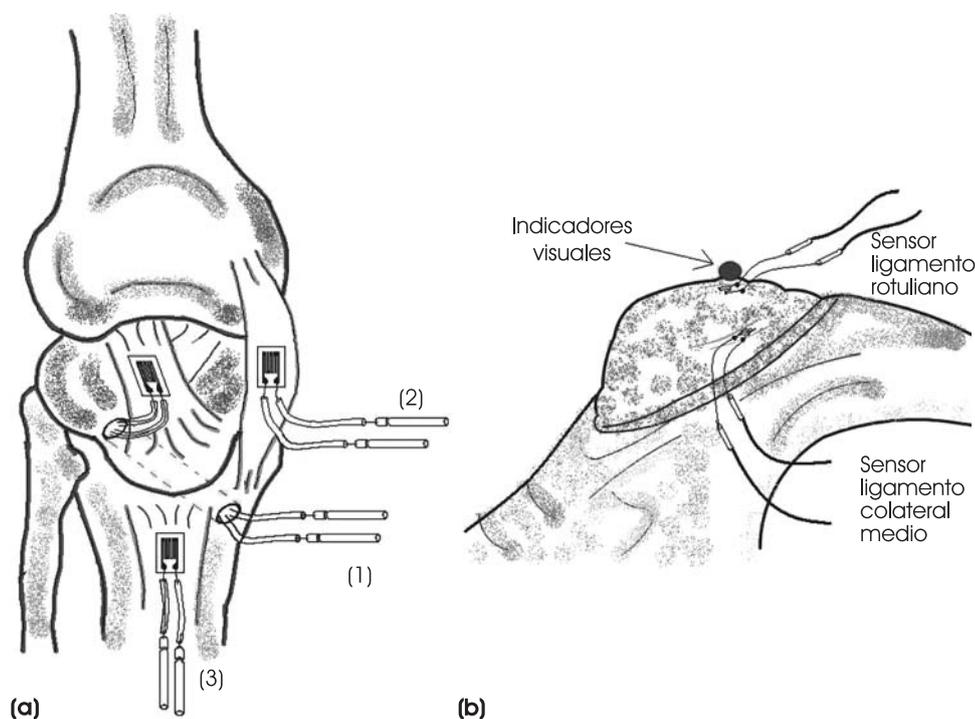


Figura 5. Posición de los sensores de tensión-deformación strain gauge en la articulación. (1) Sensor sobre el ligamento cruzado anterior. (2) Sensor sobre el ligamento colateral medio. (3) Sensor sobre el ligamento rotuliano.

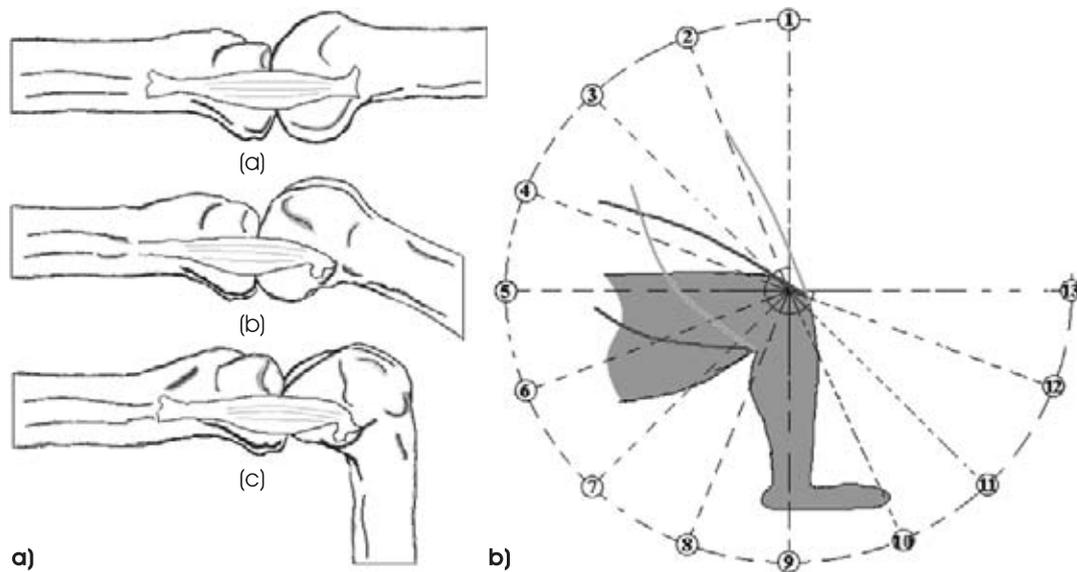


Figura 6. Movimiento de flexión–extensión. a) Ligamento colateral medio de la articulación con posición a 0° de flexión. b) Posición a 30° de flexión. c) Posición a 90° de flexión. d) Pata de gato en movimiento de extensión partiendo de la posición de 90°.

Cuadro 1. Procedimiento de movimientos de la articulación durante la detección de la tensión-deformación de las estructuras ligamentarias.

Series	Movimientos de la articulación durante el experimento		
	Tipo de movimientos	Dinamómetro	Movimientos continuos
1	Flexión-extensión	Libre	10
1	Cajón anterior	libre	10
1	Lachman	libre	10
1	Cajón anterior	10 N \approx 1 kg	10
1	Lachman	10 N \approx 1 kg	10
1	Cajón anterior	25 N \approx 2.5 kg	10
1	Lachman	25 N \approx 2.5 kg	10

Posteriormente, se procede a realizar las mediciones de acuerdo con el protocolo de movimientos de la articulación establecido. Para realizar los movimientos de tipo Lachman y de Cajón se utiliza un dinamómetro para regular la fuerza de tensión aplicada. En el Cuadro 1 se presenta el procedimiento de movimientos de experimentación que son efectuados. Este procedimiento se aplica en todas las patas de gatos con la finalidad de consolidar una base de datos que permita establecer las similitudes de comportamiento entre espécimen, y evaluar qué tan repetibles son los patrones en condiciones similares, pero en animales diferentes.

Cada serie de movimientos genera 10 patrones individuales específicos. Si se realizan mediciones

sobre tres ligamentos, en cada serie se obtienen 30 patrones de tensión-deformación, si agrupamos las siete series básicas se puede contar con 270 patrones para su caracterización en cada sesión de experimentación. Cada serie de movimientos es registrado y filmado con un sistema de cámaras de video. Una cámara de video filma horizontalmente los movimientos de la pata. La segunda cámara captura los registros de las señales de los sensores de deformación y de ultrasonido del monitor del ordenador. Ambas señales son grabadas y observadas simultáneamente en un monitor de televisión que mezcla las dos imágenes en una misma pantalla. En este monitor se observan los movimientos de la pata. Tres marcadores visuales (bolas de plás-

tico de colores) fijos, que permiten al observador detectar el desplazamiento de articulación, las señales de tensión-deformación y de los sensores de ultrasonido son correlacionadas visualmente con respecto a la posición de la rodilla. Como se aprecia en la Figura 7.

Resultados de monitorización de la tensión-deformación

El registro de los sensores de deformación en el experimento se hace mediante series de movimientos de la articulación (flexión-extensión y combinados) que se realizan en forma independiente y en serie de repeticiones continuas o pausadas. Parte de los resultados obtenidos del sistema de monitor de tensión-deformación se muestran en la Figura 8. Estos patrones corresponden a una serie de 10



Figura 7. Monitor de televisión, grabador VHS y mezclador de video. Utilizado durante los experimentos. El monitor muestra la imagen de la articulación junto con las señales de los sensores de tensión-deformación.

movimientos de Lachman del ligamento colateral medio de una articulación inestable. Como se aprecia a lo largo de toda la serie, el patrón de respuesta del LCM es similar en la mayoría de los patrones. Si extraemos uno de ellos y le observamos con mayor detalle, podemos detectar que al inicio del movimiento se presenta un incremento de amplitud mayor en un tiempo corto, seguido de un descenso, para posteriormente tener un pico similar en amplitud en sentido opuesto y después un nuevo incremento de la amplitud hasta estabilizarse en el nivel de referencia. En otras palabras, podemos observar cómo al inicio del movimiento encontramos una variación de la tensión importante y después ésta retorna al nivel de tensión aceptable y posteriormente inicia un periodo de recuperación que atribuimos al efecto del sensor por la contracción del tejido una vez que cesa la fuerza de tensión. Si observamos la Figura 8 el patrón individual se considera como una secuencia de pendientes de polaridades opuestas, en donde el cambio de signo nos indica los cambios principales en la tensión-deformación del ligamento.

Este análisis nos permite de manera parcial discriminar las posibles diferencias que se presentan entre los patrones de la misma serie en los valles y crestas que lo conforman. Otro dato es el valor del ángulo de la pendiente, que aporta información sobre la evolución de la tensión crítica sobre el ligamento.

Para ilustrar esto observemos la Figura 9. En ésta se muestra el patrón del LCM para un movimiento Lachman inestable, al inicio de éste la tensión-deformación del ligamento es proporcional e inicia con un incremento relativamente rápido, el ángulo de la primera pendiente expresa el crecimiento de la tensión-deformación. Esta tensión es importante porque representa el primer cambio repentino al que se somete el ligamento durante el movimiento

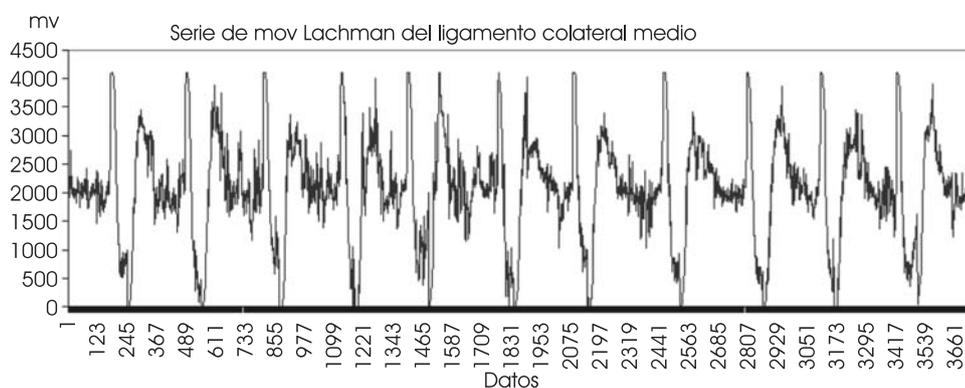


Figura 8. Serie de 10 movimientos Lachman continuos del ligamento colateral medio de una articulación inestable.

y si la articulación no es compensada por el sistema natural de la rodilla, una tensión en exceso puede dañar permanentemente a la estructura ligamentaria; por lo tanto estos cambios iniciales de tensión son un factor que aporta información del comportamiento del ligamento en el sistema.

Algunos resultados de la detección de tensión-deformación en la articulación para movimientos Lachman LCM y LR para rodillas estables e inestables obtenidos del sistema SEMT se muestran en la Figura 10.

El análisis de los resultados obtenidos con el sistema SEMT se describen con mayor detalle en el artículo²² en el cual abordamos la relación del comportamiento de los ligamentos con la estabilidad de la rodilla sana y lesionada del ligamento cruzado anterior.

SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES

El desarrollo de la construcción de redes neuronales en hardware tiene un amplio campo de aplicaciones, algunas de estas implementaciones en dispositivos programables se mencionan en algunos

trabajos²³⁻²⁹. Con el objetivo de realizar el procesamiento de patrones en tiempo real y tratar de incorporar un sistema de clasificación de patrones se procedió a la implementación de un arreglo en paralelo con dos redes neuronales de mapas auto-organizativos SOM. El sistema de reconocimiento de patrones que se presenta en este artículo, está implementado en una FPGA Virtex II, el entrenamiento de la red se realizó en un modelo desarrollado en Matlab y la función de recuperación se implementó en dispositivos reconfigurables. El circuito está dividido en dos módulos principales: a) Módulo con un microprocesador de 8 bits y b) Módulo neuronal SOM con sincronización Self-Timed.

El diagrama general del circuito se muestra en la Figura 11; el microprocesador controla las matrices de pesos de las dos redes neuronales. La capacidad de reconocimiento de la red está almacenada en su matriz de pesos, de esta forma el microprocesador puede controlar la secuencia de reconocimiento de patrones que se apliquen al sistema. Esto permite programar una serie de procesamientos por medio de instrucciones en ensamblador del microprocesador.

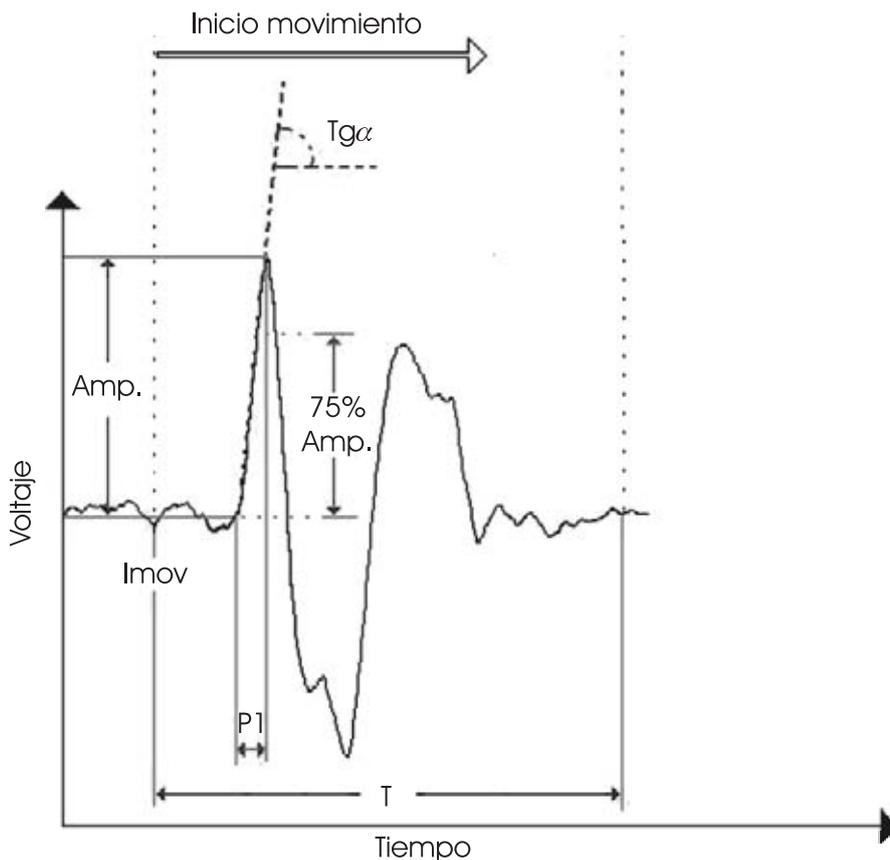


Figura 9. Patrón característico de un movimiento combinado tipo Lachman de una articulación inestable (lesionada).

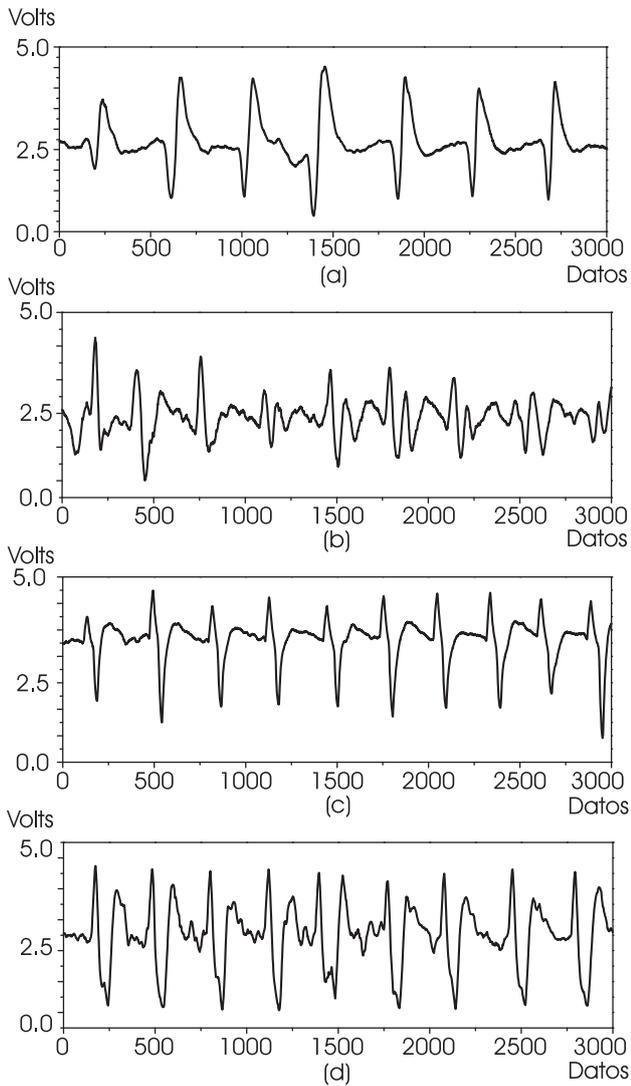


Figura 10. Señal de tensión-deformación de los ligamentos colateral medio y rotuliano correspondientes a un movimiento Lachman de la articulación. a) Ligamento LR estable b) Ligamento LCM estable. c) Ligamento LR inestable, d) Ligamento LCM inestable.

Modelo de la red neuronal

La arquitectura de la red SOM en hardware parte del modelo propuesto por Kohonen³⁰⁻³³ con 6 neuronas en la capa de salida y 2 para la capa de entrada como se muestra en la Figura 12. La matriz de pesos « W_{ij} » es de orden 2 x 6. El algoritmo de la red SOM³⁴ se puede describir de la siguiente forma: consideremos un vector de entrada « x » para cada neurona « i ».

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \tag{2}$$

Cada neurona de la red está conectada por los pesos sinápticos « w_{ik} »

$$w = (w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{ik}) \tag{3}$$

Donde « i » es el número total de neuronas de la capa de entrada y « k » es el número total de neuronas de la capa de salida. Para encontrar el valor más apropiado de los pesos con respecto al vector de entrada « x » se aplica la ecuación de la distancia euclidiana $d(j)$:

$$d(j) = \sum_i (w_{ik} - x_i)^2 \tag{4}$$

Se calcula la distancia mínima para todos los vectores de entrada y se selecciona el $d(j)$ de menor valor y se actualizan los pesos de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$w_{ik} (actual) = w_{ik} (anterior) + \alpha [x_i - w_{ik} (anterior)] \tag{5}$$

Donde « α » es la razón de aprendizaje la cual se actualiza. Posteriormente el valor de « α » decrece lentamente en función del tiempo (ciclos).^{35,36}

$$w_{ik} (t + 1) = .5\alpha(t) \tag{6}$$

La función de recuperación de la red SOM se realiza una vez terminado el ciclo de entrenamiento. Con la matriz de pesos obtenida, la red es capaz de agrupar a los vectores de entrada mediante el cálculo de la distancia mínima entre el vector de entrada y la matriz de pesos. La neurona con el valor mínimo se activa y se considera como la neurona ganadora. Los vectores de la entrada más próximos entre sí, se agrupan y activan a la misma neurona de acuerdo a los patrones entrenados por la red. La frecuencia de neuronas ganadoras se contabiliza con la siguiente ecuación:

$$Nt_k = \sum_1^n Neu_k \tag{7}$$

Donde « Nt_k » es el total de las veces que ganó la neurona « k », y « Neu_k » es la neurona « k » de la capa de salida, que gana en cada cálculo³⁴. La arquitectura de la red SOM se muestra en la Figura 12. Los vectores de entrada $x(1,n)$ y $x(2,n)$ así como cada peso « w_{ik} » tienen una longitud de palabra de 15 bits. El circuito general tiene una entrada de petición «req» y una salida de reconocimiento «ack», una línea común de re-

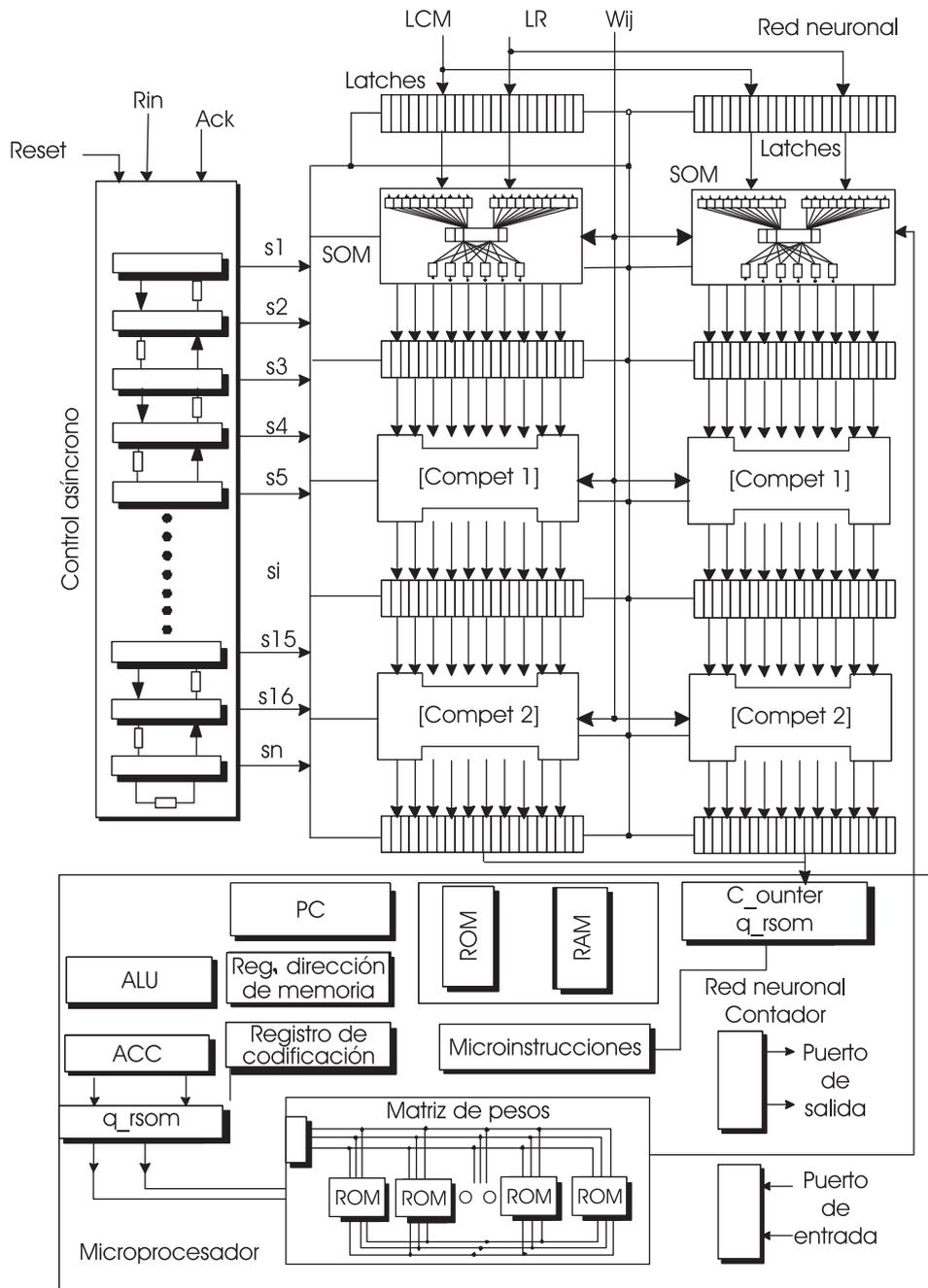


Figura 11. Arquitectura general del circuito de reconocimiento de patrones de tensión-deformación, constituido de la unidad de control asincrono Self-Timed, arreglo dual de redes neuronales SOM y microprocesador. Todo el circuito está embebido en una FPGA.

set, que inicializa el cálculo de la red para cada dato de entrada.

Proceso de aprendizaje de la red neuronal SOM

El procedimiento de entrenamiento de la red neuronal SOM se realizó en tres etapas básicas: a) Selección de patrones más representativos del movimiento, b) Inicializar la matriz de pesos y la razón de aprendizaje, c) El cálculo de la nueva matriz de

peso. (Proceso iterativo hasta que ésta sea ortogonal).

Los ciclos de entrenamiento pueden ser variados para cada patrón, esto dependerá de los valores iniciales de la matriz de pesos, razón de aprendizaje, vecindad y las características de los vectores de entrada. Para encontrar la matriz de pesos más adecuada, los valores de inicialización pueden ser propuestos basándose en ejemplos anteriores o aproximaciones. En el caso en el que la matriz de

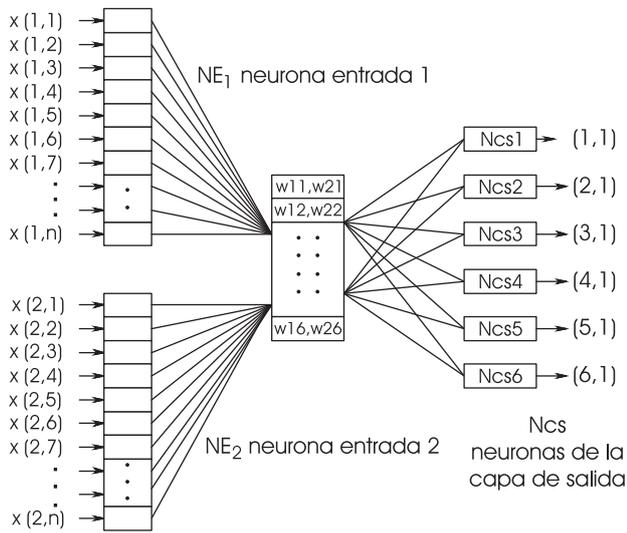


Figura 12. Arquitectura de la red neuronal SOM, con dos neuronas de entrada y 6 neuronas en la capa de salida, utilizada para la clasificación de los patrones de tensión-deformación.

pesos no llega a ser ortogonal o de una geometría uniforme, es necesario modificar la estructura de la red, de tal forma que la nueva arquitectura cambie, incrementando o reduciendo las neuronas de las capas, con el objetivo de permitir ampliar la matriz de pesos y las unidades de salida, que faciliten el agrupamiento de los datos de entrada.

El procedimiento de entrenamiento de la red SOM de 2 x 6 neuronas es el siguiente: se seleccionó una serie de 10 patrones del LCM de movimientos de Cajón de una articulación inestable. El diagrama de flujo del programa se observa en la Figura 13. El entrenamiento de la red se realizó en el ambiente *MatLab*. El proceso consta de la lectura y la preparación de los datos de entrada. Los patrones a ser entrenados son presentados a la red en archivos de extensión (.dat). En la etapa de inicialización de la red se define la arquitectura, indicando el número de neuronas por capa, la definición de los parámetros, como la vecindad, los ciclos de entrenamiento y la matriz de pesos, son asignados de forma

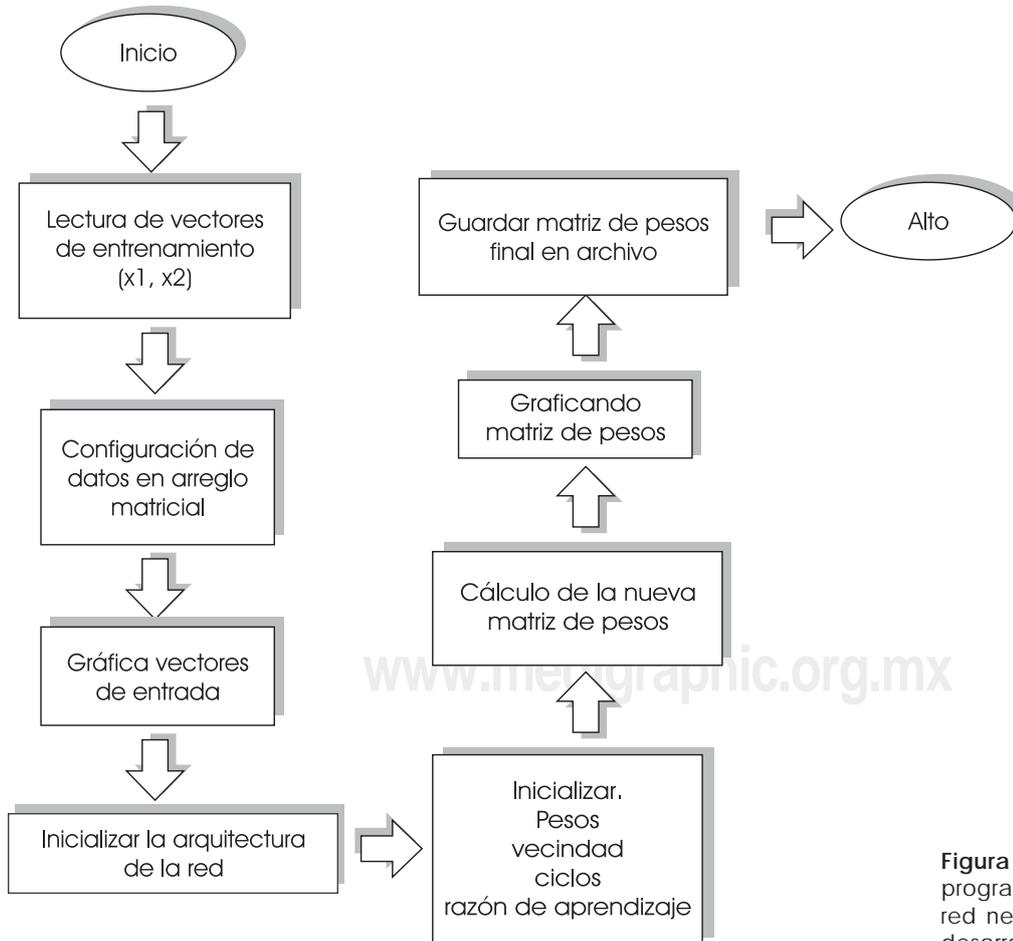


Figura 13. Diagrama de flujo del programa de entrenamiento de la red neuronal SOM de 6 neuronas desarrollado en Matlab.

aleatoria. Una vez finalizado este proceso, la matriz de pesos obtenida es guardada en un archivo, éstos son organizados y seleccionados de acuerdo al tipo de patrón que se desea clasificar por la red durante el procesamiento de señales.

En la Figura 14 se muestra la serie de patrones de Cajón inestable del LCM, archivo con el cual se entrenó a la red SOM de 2 x 6 neuronas. Los parámetros de inicialización son: Vecindad $df = 1$, Número de ciclos $me = 275$, razón de aprendizaje inicial $\alpha = 1.92$ y la matriz de pesos inicial se generó de forma aleatoria. Los resultados del entrenamiento se observan en la Figura 15. En ésta se muestra el proceso de entrenamiento a través del arreglo de la matriz de pesos en diferentes ciclos, graficada en dos los ejes. El eje de las ordenadas representa a $W(i, 1)$ y el eje de las abscisas $W(i, 2)$. Cuando la gráfica de la matriz de pesos tiene una forma ortogonal podemos considerar que la red tiene un grupo de pesos listos para realizar un agrupamiento adecuado de los vectores de entrada y por lo tanto, se considera que la red está entrenada³⁷. La matriz de pesos de la red se muestra durante los ciclos: 5, 49, 100, 172, 215 y la última matriz a los 275. El resultado final de la matriz de pesos es almacenada en un archivo *matrizp.dat*. Estos valores contienen el conocimiento adquirido durante el entrenamiento. El ajuste o cambio de éstos afectará de manera directa el comportamiento de la red durante el procesamiento de los datos.

ARREGLO COMPLEMENTARIO DE REDES SOMS

Durante el procesamiento de patrones con la red SOM se encontró que la capacidad de clasificación de patrones de comportamiento de la articulación de una misma clase (lesionada o sana) presenta limitaciones a las variaciones mayores del 30% de la señal original. Esto significa que si el patrón de

entrada es aproximadamente un 30% diferente al seleccionado para el entrenamiento, la red presenta una variación en la distribución de neuronas ganadoras en la capa de salida, causando que el patrón no sea reconocido. Teniendo en cuenta que los movimientos de la articulación son complejos y que en la mayoría de los casos están acompañados de componentes ajenos como el ruido. Se propuso una estructura alternativa con el objetivo de mejorar la capacidad de clasificación del sistema. Por lo cual se implementó un arreglo de 2 redes neuronales SOM que procesan el mismo patrón de entrada de forma simultánea.

El arreglo doble está constituido por dos redes de 2 x 6, conectadas como se muestra en la Figura 16. Ambas tienen una arquitectura similar, pero la matriz de pesos W_{ij} de la Red1 fue entrenada con una clase estable y la matriz de pesos W_{ij} de la Red2 se hizo con una inestable. De tal forma que el procesamiento de la entrada se realiza simultáneamente por las dos estructuras. Este arreglo incrementa la capacidad de análisis, debido a que mientras la primera agrupa a los componentes del vector de entrada en los subgrupos de salida representadas por las Ncs de una clase, la red complementaria realiza el agrupamiento para la opuesta. Este arreglo complementario permite la comprobación en ambos contextos del vector de entrada, facilitando su clasificación. En la Figura 16 se muestra el arreglo complementario de redes SOMs, en donde el patrón de entrada está constituido por la señal de tensión-deformación obtenida del ligamento colateral medio (LCM) y la señal correspondiente al ligamento rotuliano (LR) ambas señales forman el vector de entrada que es el par ordenado (Señal LCM, Señal LR), de tal forma que el vector de entrada contiene información de ambos ligamentos. Esta combinación provee el doble de información del estado de la arti-

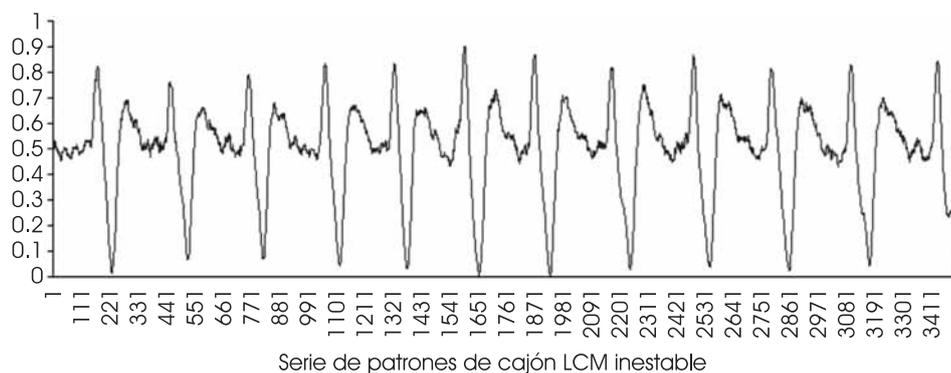


Figura 14. Serie de patrones del ligamento LCM de un movimiento de cajón de una articulación inestable utilizada para entrenamiento de la red SOM.

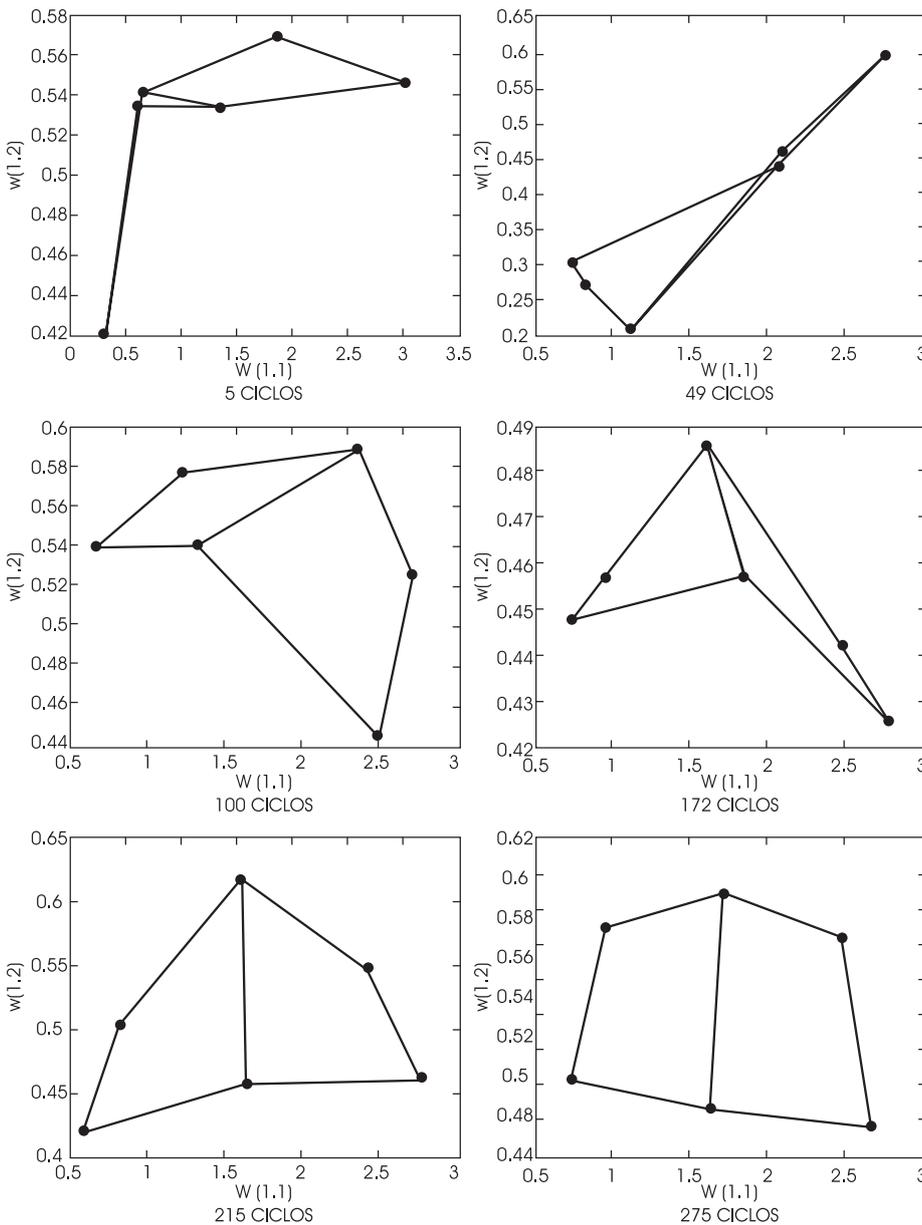


Figura 15. Resultados del entrenamiento de la red SOM para el patrón de tensión-deformación del ligamento LCM movimiento Cajón de clase Inestable. La matriz de pesos de la red se grafica durante los ciclos: 5, 49 100, 172, 215 y la última matriz a los 275.

culación, debido a que cada movimiento es analizado desde dos ligamentos, que interactúan durante el movimiento de forma activa. Además, esta configuración se procesa en forma complementaria por el arreglo neuronal entrenado para reconocer patrones de la articulación, aumentando la capacidad de cálculo de la entrada.

Resultados del arreglo complementario SOM para Lachman

Los resultados del procesamiento de la red complementaria SOM se observan en la Figura 16. Este

arreglo está implementado para determinar la clasificación de patrones de movimientos tipo Lachman estables e inestables, en donde la Red1 tiene una matriz de pesos entrenada con la serie de patrones de movimientos Lachman de una rodilla estable (sana), y la Red2 con la matriz de pesos de movimientos de Lachman inestables (lesionada del LCA).

La entrada es común para ambas redes, lo que significa que el mismo patrón será procesado por las dos. La agrupación de cada red se ejecuta sobre la entrada y se obtienen dos vectores de salida de las neuronas de la capa de salida (Ncs). El pro-

cedimiento utilizado para aplicar los patrones de entrada a la red se ejecuta de la siguiente forma:

1. Primero se aplicó a la entrada de la red complementaria una serie de patrones Lachman inestable.
2. Se verifica la respuesta de la red Red2 entrenada con Lachman inestable. Por ser coincidentes en la clase, tanto la entrada como la matriz de pesos, la respuesta corresponde al vector característico del patrón de Lachman inestable (patrón reconocido).
3. Se verifica la salida de la red Red1 entrenada con Lachman estable. En este caso, las clases del patrón de entrada y la matriz de pesos de la red no coinciden y se puede apreciar que la salida presenta una distribución del índice de activación de Ncs, tanto para la salida de neuronas

ganadoras como vecinas, localizada en sólo una y dos neuronas respectivamente. Característica que indica que el patrón aplicado a la red no corresponde con el de ésta.

4. El arreglo complementario permite observar simultáneamente las dos salidas de ambas redes y proporciona doble verificación, tanto a nivel de la red correspondiente con la clase como con la opuesta.

La respuesta del arreglo de redes complementarias SOMs tiene un comportamiento similar cuando aplicamos a la entrada una serie de patrones Lachman estables. En la Figura 17 se muestran los resultados de las dos redes Red1 y Red2. En las gráficas (a) y (b) se observan los resultados de la clasificación del patrón Lachman estable procesado por la red entrenada con la misma clase de patrón. En

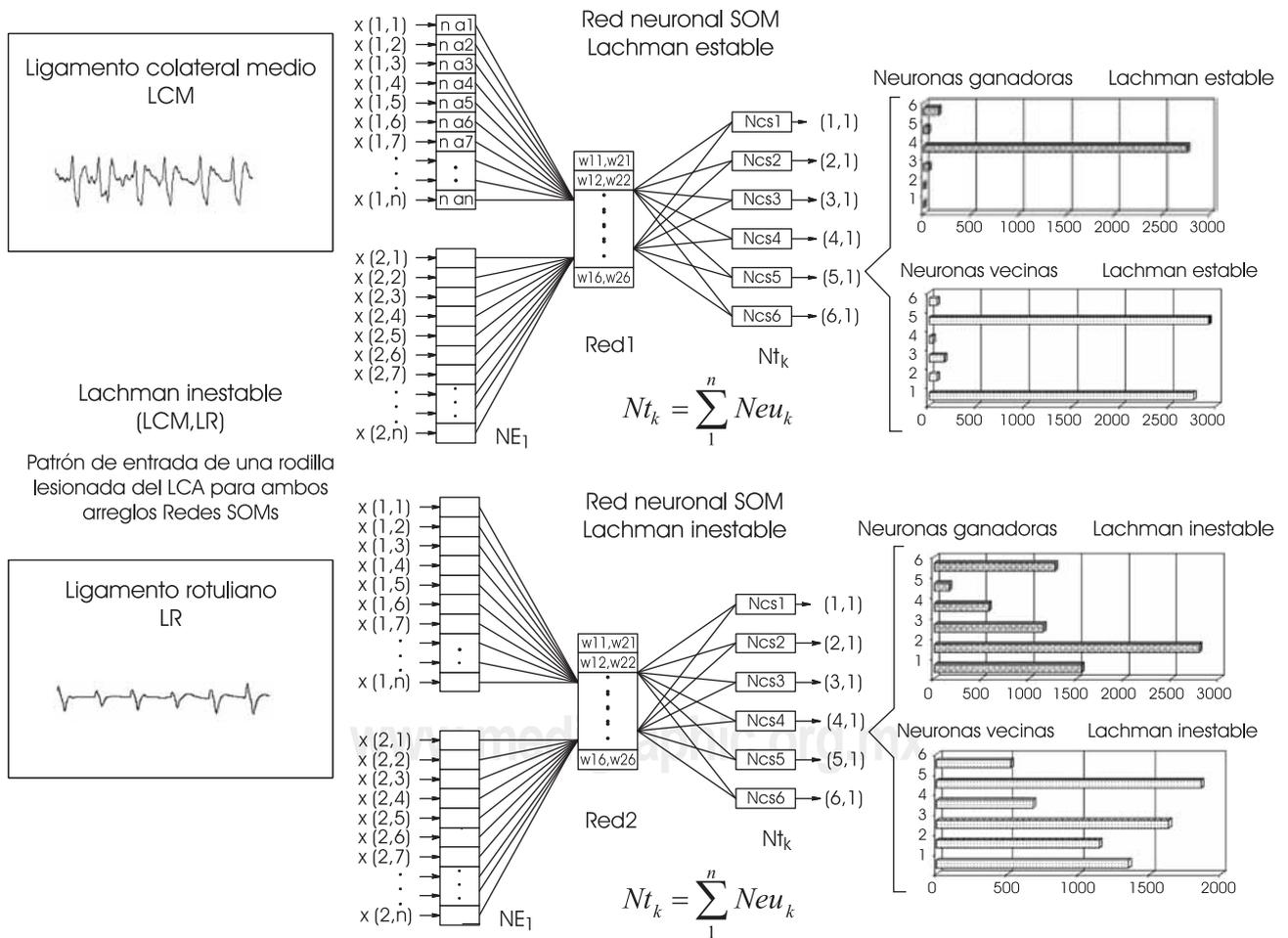


Figura 16. Arreglo complementario de redes SOM para clasificar patrones estables e inestables de movimientos Lachman en una articulación.

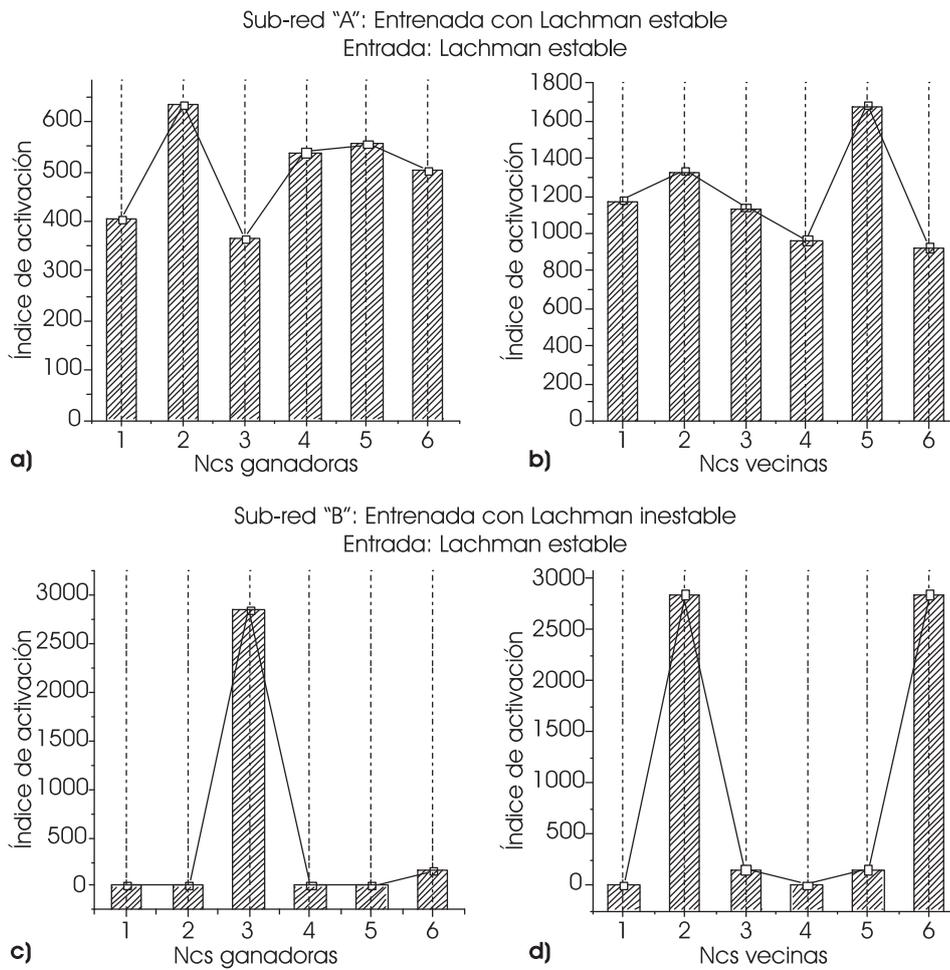


Figura 17. Vectores característicos de salida de la red complementaria SOM para Lachman estable (a) y (b), para Lachman inestable (c) y (d).

este caso el resultado es el vector característico correspondiente a esta clase. En las gráficas (c) y (d) se aprecia la respuesta de activación de la red entrenada con Lachman inestable, que tiene un índice alto de activación, localizado en una neurona para las Ncs ganadoras (patrón no clasificado).

Otro aspecto que se observó durante el procesamiento de patrones en la red complementaria SOM fue el efecto que causa el desplazamiento de los patrones de entrada con respecto a los patrones de referencia y se encontró que el efecto en el porcentaje de diferencia de las Ncs es mínimo. Cabe mencionar que la red SOM funciona obteniendo la distancia euclidiana punto a punto del vector de entrada contra la matriz de pesos, ésta se obtuvo del entrenamiento de un patrón objetivo, por lo tanto si el conjunto de datos está desfasado del patrón de entrada con respecto a la matriz de pesos se observó de qué manera modificaba la activación de las neuronas ganadoras de la capa de salida.

En la Figura 18 se presenta el comportamiento del porcentaje de diferencia de las Ncs obtenidas con un patrón en fase con la matriz de pesos (patrón entrenado) contra el obtenido con un patrón desfasado. Como se observa, ésta se presenta con un porcentaje de diferencia constante y el deslizamiento del patrón no influye en la respuesta de la red de manera significativa.

IMPLEMENTACIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL SELF-TIMED

El circuito de la red SOM está desarrollado con un protocolo de comunicación Self-Timed (ST)³⁸, que controla el flujo general de los datos a la entrada y a través de toda la red, permitiendo el procesamiento de señal de acuerdo a la velocidad de alimentación de éstos.

El módulo neuronal SOM ST realiza el procesamiento de los datos mediante una sincronización

Self-Timed³⁹, cada red está compuesta de 3 bloques principales:

- Módulo Somdist, que contiene las operaciones aritméticas de la distancia euclidiana y la sección de multiplicadores y sumadores de las matrices de pesos y datos de entrada.
- Módulo Compet1, está compuesto por unidades de comparación de los resultados parciales de cada salida de las Ncs activas.
- Módulo Compet2, el cual contiene un segundo bloque de unidades de comparación que esta-

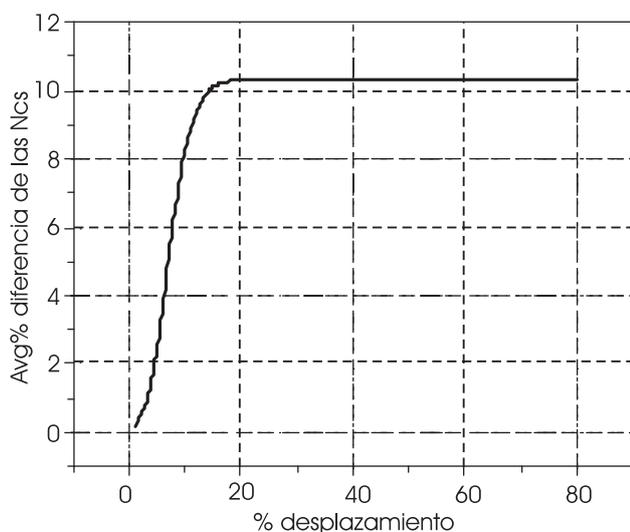


Figura 18. Efecto que causa en la diferencia la activación de las neuronas de la capa de salida Ncs, cuando el patrón de entrada está desfasado con respecto al patrón de referencia (entrenado).

blece la Ncs ganadoras en cada ciclo de procesamiento y el bloque de contadores de la incidencia de Ncs ganadoras.

El diagrama de bloques de la red se muestra en la Figura 19, en donde x_1 y x_2 son los vectores de entrada y las salidas son g_1 a g_6 . El circuito está segmentado por latches que son controlados por las señales «sí», que provienen del bloque de control de sincronización ST.

Cuando el flujo de datos de la entrada está presente, envía una señal de petición de proceso y activa al control ST, el cual transmite el dato al primer módulo. Al terminar de procesar, envía una señal de petición al bloque siguiente para transmitir el dato. Simultáneamente, el primer módulo envía una señal de reconocimiento al bloque anterior (entrada) para indicar que está listo para procesar un nuevo dato y así sucesivamente el protocolo ST controla el procesamiento de la red neuronal SOM.

Los módulos principales del circuito de la red se muestran en la Figura 19. El módulo (B) contiene el algoritmo de cálculo de la distancia mínima euclidiana. El módulo (C) evalúa la salida de red y aplica la función de competición, la cual define a la neurona ganadora. El índice de frecuencia de neuronas ganadoras es registrado por contadores individuales de 11 bits que contabilizan la incidencia de las neuronas de la capa de salida. El módulo (A) está constituido por el control ST de la red SOM. El módulo (D) está compuesto por un arreglo de memorias que almacena a las matrices de pesos de los diferentes patrones de la red. El circuito general está segmentado por latches de 15 y 30 bits para cada neurona de la capa de entrada y salida, que

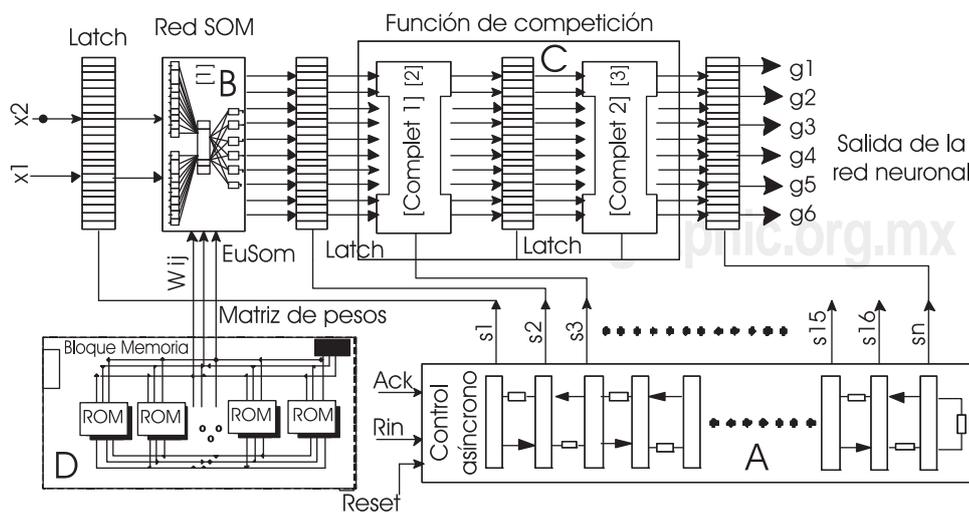


Figura 19. Diagrama a bloques de la red neuronal SOM Self-Timed.

son activados paso a paso por las señales «sí» del control ST que regula la transferencia de datos.

Módulos de memoria de la red

La capacidad de procesamiento de cada red SOM es adquirida durante la fase de entrenamiento y en este periodo se generan las matrices de pesos que contienen los valores requeridos para agrupar los distintos datos de los vectores de entrada. En la red SOM ST, el bloque de memoria está constituido para almacenar los pesos de las matrices obtenidas durante el entrenamiento de la red con los diferentes patrones de movimientos. El bloque está compuesto de 12 memorias RAMB16s18 de 16 x 1,024, con 16 bits de longitud de palabra y un bus de direcciones de 10 líneas.

Módulos compet 1 y 2 de la red SOM ST

Los módulos compet 1 y compet 2 comparan el resultado de las 6 neuronas de la capa de salida. Éstos están implementados con comparadores de longitud de palabra de 30 bits cada uno de ellos. Su función principal consiste en determinar qué salida de las neuronas Ncs tiene el valor mínimo de activación (distancia mínima euclidiana). A la neurona que obtiene el valor mínimo se le considera la neurona ganadora y se incrementa el contador de índice de frecuencia correspondiente a esa Ncs.

Para controlar el flujo de los datos a través del circuito, tanto las entradas como las salidas de cada subcircuito se segmentaron con registros que permitan el paso de los datos en sincronía con las señales «sí» del control ST.

ARQUITECTURA DEL MICROPROCESADOR EMBEBIDO CON EL SISTEMA NEURONAL

El sistema de análisis de patrones tiene un microprocesador de 8 bits, que está embebido con la red neuronal en un dispositivo reconfigurable FPGA Virtex II. El circuito está dividido en dos módulos principales:

- Módulo neuronal SOM con sincronización Self-Timed.
- Módulo de control de ejecución de operaciones.

La ejecución de las instrucciones del microprocesador es realizada mediante un ciclo de búsqueda que establece la secuencia de operaciones

generales del procesador de acuerdo a un programa principal guardado en una memoria ROM.

La finalidad del microprocesador es realizar el procesamiento de patrones con una estructura neuronal, que sea programable para efectuar diferentes combinaciones de movimientos en secuencias continuas y mantener la clasificación de los patrones en sincronía con los cambios requeridos. El microprocesador incorpora a la estructura neuronal un control secuencial de instrucciones, que permite programar rutinas de procesamiento de patrones, en función a un programa principal. También incluye un puerto de salida que realimenta a circuitos externos, el cual puede ser un estimulador eléctrico que realice la compensación muscular en algún movimiento que sea detectado como inestable o bien controlar una rutina de impulsos temporales en ciertos puntos requeridos.

En la Figura 20 se muestra el diagrama general del sistema de análisis de patrones. Cada módulo del microprocesador puede estar funcionando en forma independiente e interactuar con el arreglo de redes neuronales. El módulo de control secuencial está constituido de 3 bloques principales:

- Unidad de memoria y registros,
- Unidad de microinstrucciones,
- Unidad aritmética y entrada-salida.

La unidad de microinstrucciones ejecuta el programa de instrucciones y coordina el procesamiento del módulo neuronal. La unidad de memoria y registros almacena el programa monitor de ejecución y los datos temporales que se generan durante los

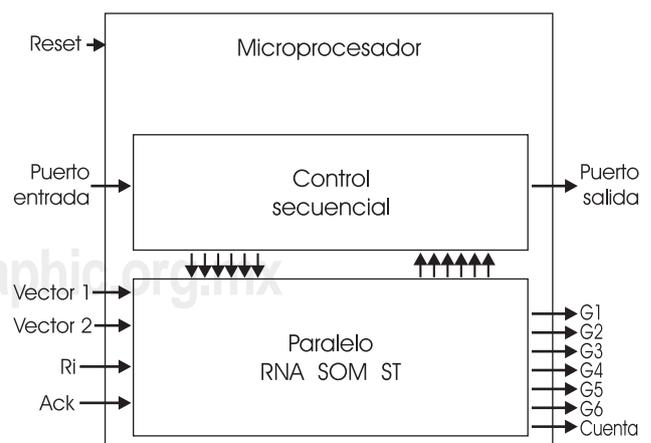


Figura 20. Diagrama general del sistema de análisis de patrones, compuesto de los bloques del microprocesador de 8 bits y la red neuronal SOM con sincronización Self-Timed.

cálculos. La unidad aritmética y de entrada-salida ejecutan las operaciones de suma, lectura y escritura de los puertos.

El módulo de control secuencial ejecuta de forma cíclica las instrucciones que operan en función a la velocidad de una línea de reloj común del sistema, haciendo un ciclo de búsqueda antes de realizar cada instrucción. Por consecuencia, esto genera la existencia de dos módulos con diferentes sistemas de sincronización, que conviven en un circuito general híbrido Self-Timed y síncrono, implementado en un dispositivo reconfigurable FPGA.

Set de instrucciones del microprocesador

El grupo de instrucciones del microprocesador se muestra en el Cuadro 2. Las instrucciones de codificación directa están compuestas de un grupo de 13 instrucciones divididas en: 2 de entrada-salida, 1 aritmética, 1 lógica, 2 de salto, 2 de transferencia de registro, 3 de referencia a la red neuronal y 2 de control. En el Cuadro 2 se muestra el listado completo de las instrucciones de código directo, las instrucciones de clasificación neuronal están constituidas hasta por 1,024 clases distintas de procesamiento de patrones. Éstas corresponden

con cada matriz de pesos almacenada en el bloque de memoria del módulo neuronal SOM ST.

Ejemplos de programación del microprocesador

En el Cuadro 3 se muestra un ejemplo de programación del microprocesador. Esta aplicación tiene como finalidad programar a la red neuronal SOM para la clasificación de un patrón específico. La primera columna indica el número de línea del programa, la segunda la instrucción, seguido del Mnemónico y la descripción. La última columna es el código interno del bloque de microinstrucción.

En la Figura 21 se muestra el resultado del programa 1. El punto (A) es el *bus* de salida del acumulador, que corresponde a la carga del dato 7, y la dirección de la memoria de pesos que activa a la red con la matriz para la clasificación de patrones. El punto (B) muestra el resultado de la instrucción incrementa. El punto (C) señala el desarrollo de la carga del registro X y la comparación contra el contador «cuenta» que indica el número de ciclos que ha procesado la red, en este caso $X = 2$. Por lo tanto, se cumple la condición $Acc \geq X$ y se realiza un salto, como se muestra en la letra (D). Después se detiene el programa. La letra (E) identi-

Cuadro 2. Listado de las instrucciones de codificación directa del microprocesador de 8 bits embebido en la FPGA.

Código	Mnemónico	Palabra codificada	Descripción	Tipo
0000	ALTO	00000000	Alto total	Control
0002	INC, AC	00020000	Incrementa el acumulador	Aritmética
0003	LDA, n	00030000	Carga el acumulador con dato	Registro
0004	LDX, AC	00040000	Carga el Registro X con el acumulador	Registro
0008	CLR, AC	00080000	Limpia el acumulador	Control
000E	PTO IN	000E0000	Carga el puerto de entrada	E/S
000F	PTO OUT	000F0000	Escribe en el puerto de salida un dato	E/S
0010	CMP ACC, REGX	00100000	Compara acumulador con Reg X, Acc = X salida = 0001 Acc > X salida = 0010, Acc < X salida = 0100	Lógica
0013	SALT ##	00130000	Salta a la dirección ##	Salto
0014	PRG_SOM A	00140000	Programa la RED con la W_{ij} direccionado por Acc	RNA
0015	CLR CUENTA	00150000	Limpia el contador ciclos de procesamiento de la RNA SOM	RNA
0017	LEA, CUENTA	00170000	Lee los datos procesados por la red SOM	RNA
0018	SALT AC, ##	00180000	Salta sólo si el comparador es ($Acc \geq X$) a la dirección ##	Salto

Cuadro 3. Programa 1, implementado con instrucciones para la clasificación de un patrón.

Línea	Instrucción	Mnemónico	Descripción de la instrucción	Código interno
0	LDA, 7	00030007	Carga el acumulador con 7	00011
1	RED_SOM A	00140000	Programa la RED con W_{ij} direccionado por Acc	10100
2	CLR, AC	00080000	Limpia el acumulador	01000
3	INC, AC	00020000	Incrementa el acumulador	00010
4	INC, AC	00020000	Incrementa el acumulador	00010
5	LDA, 2	00030002	Carga el acumulador con 2	00011
6	LDX, AC	00040000	Carga el Registro X con el acumulador, $x = 2$	00100
7	LEA, CUENTA	00170000	Lee los datos procesados por la Red SOM	10111
8	CMP ACC, REGX	00100000	Compara acumulador con Reg X, (Acc = cuenta, $x = 2$)	10000
9	SALT AC 0E.	0018000E	Salta sólo si el comparador es (Acc \geq X) a la dirección E	11000
A	LDA, A	0003000A	Carga el acumulador con A	00011
B	INC, ACC	00020000	Incrementa el acumulador	00010
C	INC, ACC	00020000	Incrementa el acumulador	00010
D	SALT 01.	00130001	Salta a la dirección 01	10011
E	LDA, 2	00030002	Carga el acumulador con 2	00011
F	ALTO	00000000	Alto total	00000

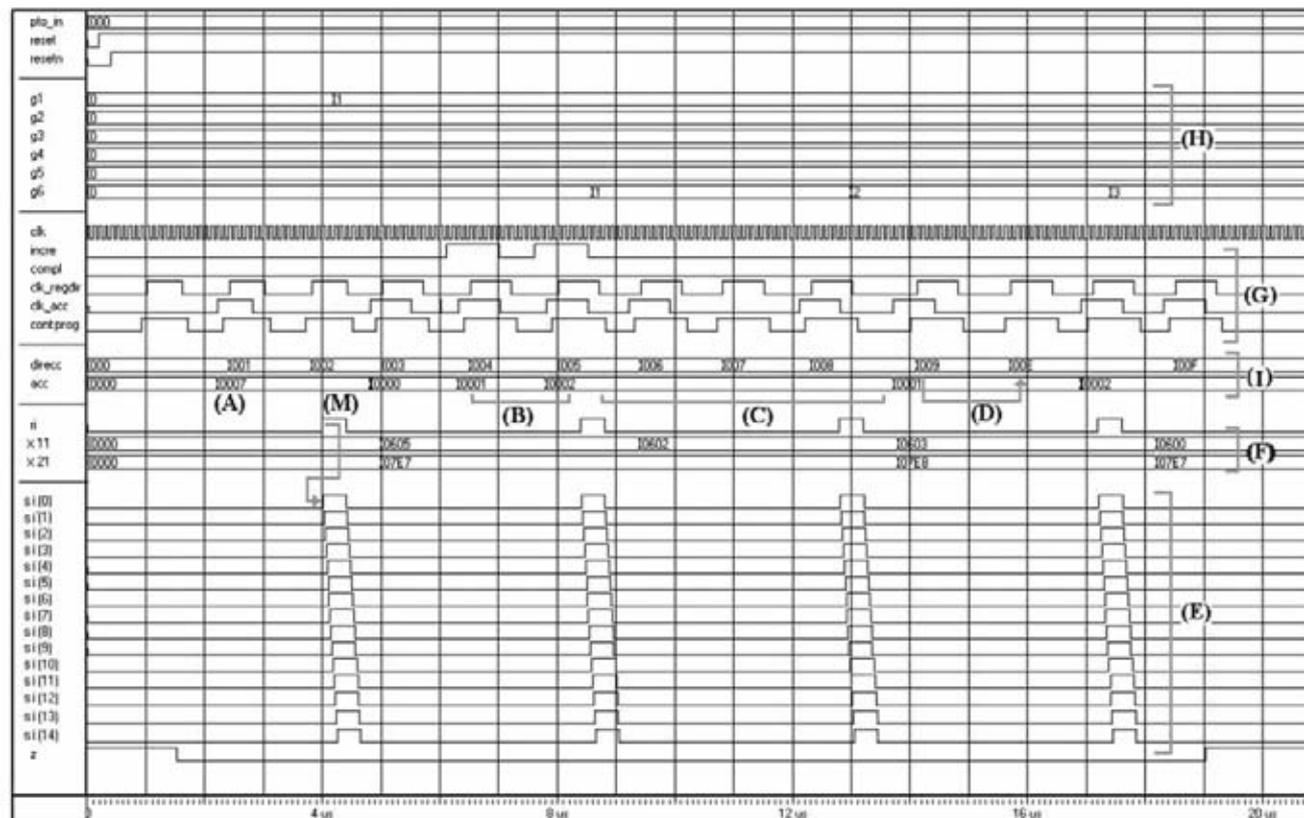


Figura 21. Resultados de programa 1 del microprocesador con el sistema neuronal embebido.

fica las «sí» de activación de los registros del bloque Self-Timed. Los vectores de entrada con la letra (F) y las salidas del acumulador y el registro de dirección se identifican con (I). La letra (G) representa a las señales de control del microprocesador y las salidas de la red SOM con la letra (H). El punto (M) muestra el inicio de la señal de petición que se transfiere a través de los bloques de control asincrónicos, que da inicio al flujo de entrada de datos a la red.

RESULTADOS DE OCUPACIÓN DE LA RED SOM EN EL FPGA

En el Cuadro 4 se resume la ocupación de una red neuronal implementada en la FPGA Xc2v1500-4ff896

(*red1_som*) y los bloques que la componen (*pesos_som* y *estados1*). Se observa una ocupación del 9% en *slices*, 9% en LUTs, 1% en *flip-flops* y el 54% en multiplicadores. Un 98% de las 2,887 redes que componen al circuito presentan un *fan out* menor que 8, siendo el máximo de 60, el cual pertenece a la red de *reset*. En cuanto a los retardos, el 95% de las redes presentan menos de 4 ns y el 5% tiene un retardo de entre 5 y 9 ns.

En la Figura 22 se presenta un resumen de los retardos de las 18,900 rutas implementadas en la red neuronal, se observa que el 67% de las rutas presentan un retardo entre 31 y 46 ns.

Los resultados de la ocupación del microprocesador y sistema neuronal se resumen en el Cuadro 5 correspondientes a la FPGA VirtexII xc2v1500-ff896,

Cuadro 4. Ocupaciones RNA síncrona. En la FPGA Virtex Xc2v1500-4ff896.

Componente	Slices		LUTs		Flip	Flops	Mult.	Fan Out		Retardo (ns)		No. Redes	
								Máx	Min	Máx	Min		
pesos-som	477	6%	936	6%	0	0	26	54%	12	1	5	0	2,378
estados1	282	3%	528	3%	66	1%	0	0	60	1	6	0	690
red1_som	760	9%	1,467	9%	66	1%	26	54%	60	1	9	0	2,887

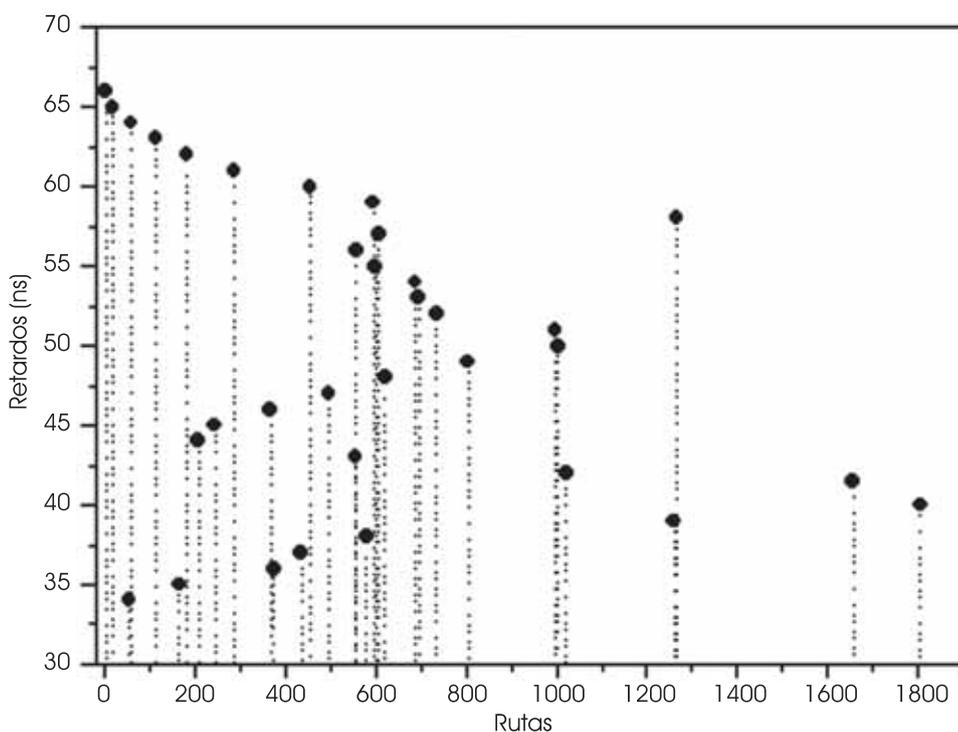


Figura 22. Gráfica de rutas contra retardo de las líneas implementadas del circuito de la red neuronal en la Virtex II 1500.

Cuadro 5. Resumen de ocupación de los componentes del microprocesador.

Bloque	Ocupación			
	Slices	LUTs	Registros	Puertas
PC	3	5	5	73
Reg. codifica	3	5	5	73
Memoria	21	41	0	65,788
Reg. Direc. Mem.	9	18	7	239
Reg. Neuro	33	60	21	531
Control	96	76	116	1,395
Decodificador	31	31	0	279
Microprocesador	1,368	1,928	551	978,853

como podemos observar, ocupa un 17% del total de los *slices*, el 12% de LUTs y el 3% de los registros. Con lo que podemos concluir que este dispositivo nos da la capacidad para, incluso, incrementar el grupo de instrucciones.

CONCLUSIONES

Con la integración del sistema de arquitectura neuronal SOM se propuso resolver la clasificación de patrones de tensión-deformación. De los resultados experimentales se puede concluir que este sistema puede ser capaz de reconocer patrones de movimientos bien definidos en dos clases: Estable (rodilla sana) e inestable (rodilla lesionada). Sin embargo, la metodología establecida permite la clasificación de cualquier patrón, con el cual se entrena la red neuronal.

Los resultados obtenidos de la experimentación muestran que el sistema electrónico de monitorización detecta el comportamiento de la dinámica de los ligamentos de la articulación basada en la tensión-deformación superficial. Particularmente ha sido observado el Colateral Medio LCM y Rotuliano LR, el cual permite conocer la estabilidad o inestabilidad causada por la lesión del LCA.

La implementación del sistema de análisis de patrones, constituyó un circuito híbrido de dos módulos con sincronización diferente (Self-Timed y sincrónico), dio como resultado la combinación de un circuito secuencial de programación que controla a un circuito asíncrono ST de procesamiento paralelo de arquitectura neuronal. El microprocesador consta de 13 instrucciones de codificación directa y hasta 1,024 clases distintas de procesamientos de patrones. De la programación realizada se concluye que con este sistema es posible realizar experimentos que involucren varias secuencias de

procesamientos de patrones y obtener lazos de control cerrado por medio de sus puertos de entrada-salida, incrementando la capacidad de procesamiento.

Consideramos que una vez completado el modelo dinámico del comportamiento de los ligamentos de la articulación en gatos, una segunda etapa será desarrollar los experimentos en rodillas humanas, las cuales nos aporten un modelo real que pueda ser aplicado en la reducción de tiempos de rehabilitación de rodillas con lesión del ligamento cruzado anterior.

BIBLIOGRAFÍA

- Herzog W, Hastler EM, Leonard TR. *In situ* calibration of the implantable force transducer. *Journal Biomechanic* 1996; 29(12): 1649-1652.
- Gómez B, Núñez A, Ballesteros R, Martínez-Moreno E, Valls J, Munuera L. Neural and muscular electric activity in the cat's knee. *Acta Orthop Scand* 1997; 68(2): 149-155.
- Hinterwimmer S, Plitz W. Strain Measurement at the Knee Ligament Insertion Sites. *Biomechanic tech (best)* 2003; 48(1-2): 11-16.
- Gardiner JC, Weiss JA. Subject-specific finite element analysis of the human medial collateral ligament during valgus knee loading. *Journal of Orthopaedic Research* 2003; 21: 1098-1106.
- Flemming BC, Beynon BD, Nichols CE, Renstrom PA. An *in vivo* comparison between intraoperative isometric measurement and local elongation of the graft after reconstruction of the anterior cruciate ligament. *The Journal of bone and Joint Surgery Incorporated*, 1994; 76-A: 511-519.
- Flemming BC, Beynon BD, Nichols CE, Johnson RJ, Pope MH. An *in vivo* comparison of anterior tibial translation and strain in the anteromedial band of the anterior cruciate ligament. *Journal Biomechanics* 1993; 26(1): 51-58.
- Beynon BD, Pope MH, Wertheimer CM, Johnson RJ, Flemming BC, Nichols CE, Howe JG. The effect of functional knee-braces on strain on the anterior cruciate ligament *in vivo*. *The Journal of bone and Joint Surgery Incorporated* 1992; 74-A(9): 1298-1312.

8. Shiro Takai, Savio L-Y, Wood, Glen AL, Douglas JA, Freddie HF. Determination of the in situ loads on the human anterior cruciate ligament. *Journal of Orthopaedic Research, The Journal of Bone and Joint Surgery*, 1993; 11: 686-695.
9. Beeynon BD, Johnson RJ, Flemming BC, Renstrom PA, Nichols CE. The measurement of elongation of anterior cruciate ligament grafts *in vivo*. *The Journal of Bone and Joint Surgery, Incorporated*, 1994; 76-A: 520-531.
10. Flemming BC, Beeynon BD, Tohyama H, Johnson RJ, Nichols CE, Renström P, Pope MH. Determination of a zero strain reference for the anteromedial band of the anterior cruciate ligament. *Journal of Orthopaedic Research, The Journal of Bone and Joint Surgery*, 1994; 12: 789-795.
11. Murray EM, Tim Leonard, Cyril BF, Nigel GS, Walter H. Longitudinal measurement of tibial motion relative to the femur during passive displacements in the cat before and anterior cruciate ligament transection. *Journal of Orthopaedic Research, The Journal of Bone and Joint Surgery*, 1998; 16: 448-454.
12. Bruce D, Beeynon BD, Braden CF. Anterior cruciate ligament strain *in vivo*. *Journal Biomechanics* 1998; 31(6): 519-525.
13. John AS, John MC, Joseph LG. A geometry theory of the equilibrium mechanics of fibers in the ligament and tendons. *Journal Biomechanics* 1991; 24(19): 943-949.
14. Yangming Xu, Hollerbach JM. A robust ensemble data method for identification of human joint mechanical properties during movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 1999; 46(4): 409-419.
15. Provenzano PP, Heisey D, Hayashi K, Lakes R, VanDerby JRR. Subfailure damage in ligament: a structural and cellular evaluation. *Journal Appl Physiol* 2002; 92: 362-371.
16. Weis J, Dale AS, Gardiner JC. Modeling contact in biological joints using penalty and augmented lagrangian methods. *Proceedings ASME Advances in Bioengineering BED*, 1996; 33: 337-348.
17. Bonsfills N, Raygoza JJ, Boemo E, Garrido J, Núñez A, Gómez-Barrena E. Proprioception in the ACL-ruptured Knee: The contribution of the medial collateral ligament and patellar ligament. An *in vivo* experimental study in the cat. *Elsevier Journal The Knee*, online www.sciencedirect.com, January 2007; 14(1): 39-45.
18. Beeynon BD, Johnson RJ, Flemming BC. The science of anterior cruciate ligament rehabilitation. *Clin Orthopaedic* 2002; 402: 9-20.
19. Williamson MR, Dial KP, Biewener AA. Pectoralis muscle performance during ascending and slow level flight in mallards (*Anas platyrhynchos*). *Journal Exp Biol* 2001; 204: 495-507.
20. Andrew AB, William R. Corning. Dynamics of Mallard (*Anas Platyrhynchos*) Gastrocnemius Function during Swimming *versus* Terrestrial Locomotion. *The Journal of Experimental Biology* 2001; 204: 1745-1756.
21. TML Strain Gauges. Tokyo Sokki Kenkyujo Co. Ltd. Compañía especialista en sensores: URL: <http://www.tokysokki.co.jp/e/index.htm>, 2004.
22. Bonsfills N, Gómez-Barrena E, Raygoza JJ, Núñez A. Loss of neuromuscular control related to motion in the acutely ACL-injured Knee: an experimental study. *Eur Journal Apply Physiol*, Springer Verlag, 2008; DOI: 10.1007/s0042-0080729-3.
23. Abramson D, Smith K, Logothetis P, Duke D. FPGA based implementation of a Hopfield Neural Network for Solving Constraint Satisfaction Problems. *Proceedings of the IEEE*, 1998: 688-693.
24. Hopfield JJ. Artificial neural networks. *IEEE Circuits and Devices Magazine* 1998: 3-10.
25. Ricky HT, Tam PKS, Cheung PWM. Hardware implementation of neural network based path planning algorithm by using the VHDL. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers*. 1999: 310-314.
26. Suzuki D, Hammami O. SOM on Multi-FPGA ISA Board-Hardware Aspects. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers* 1999: 1401-1405.
27. Chen YJ, Plessis WP. Neural network implementation on FPGA. *IEEE Africon* 2002: 1-9.
28. Anguita D, Boni A, Ridella S. A digital architecture for support vector machines: Theory, algorithm, and FPGA Implementation. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003; 14(5): 1-10.
29. Morteza SZ, Masoud S. Rectilinear floorplanning of FPGAs using khonen map. *IEEE Proceedings*, 2003: 1-10.
30. Kohonen T. Self-organizing map. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 1990; (78): 1464-1480.
31. Ritter H, Martinez T, Schulten K. Neural computation and self-organizing maps. Addison Wesley Published Company, 1992: 1-6.
32. Kohonen T. Generalizations of the self-organizing map. *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, 1993: 1-10.
33. Kohonen T. New Development and Applications of self-organizing maps. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers* 1996: 164-171.
34. Raygoza-Panduro JJ, Ortega-Cisneros S, Boemo E, Gómez-Barrena E, Núñez A. FPGAs implementation of digital electronic circuit to pattern classification of knee instability. XVII National Conference and III International Conference on Informatics and Computing ISBN 970-36-0155-3, 2004; 1: 1-6.
35. The MathWorks. Neural network toolbox 4. User's Guide The MathWorks, Inc. www.mathworks.com, 2000.
36. Demuth H, Beale M. Neural network toolbox for use with MatLab, User's Guide, Version 4, 2004.
37. Kohonen T. Generalizations of the self-organizing map. *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, 1993: 1-10.
38. Sutherland IE. Micropipelines, *Communications of the ACM*. 1989; 32(6): 720-738.
39. Boemo E, Ortega-Cisneros S. Sincronización Self-Timed: Protocolo de 2 fases. *Proc. JCRA Universidad Autónoma de Madrid*, Septiembre 2003; (1): 503-516.