

**APLICACIÓN DE LA REALIDAD AUMENTADA PARA LA ENSEÑANZA DE
REDES NEURONALES**

OSCAR EDUARDO SERNA ROSERO

**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE OCCIDENTE
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE AUTOMÁTICA Y ELECTRÓNICA
PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA
SANTIAGO DE CALI
2012**

**APLICACIÓN DE LA REALIDAD AUMENTADA PARA LA ENSEÑANZA DE
REDES NEURONALES**

OSCAR EDUARDO SERNA ROSERO

**Proyecto de Grado para optar al título de
INGENIERO MECATRÓNICO**

**Director:
JESÚS ALFONSO LÓPEZ
Doctor en Ingeniería**

**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE OCCIDENTE
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE AUTOMÁTICA Y ELECTRÓNICA
PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA
SANTIAGO DE CALI
2012**

NOTA DE APROBACIÓN

Aprobado por el comité de grado en el cumplimiento de los requisitos exigidos por la Universidad Autónoma de Occidente para optar al título de ingeniero mecatrónico.

DIEGO FERNANDO ALMARIO

JIMMY TOMBÉ ANDRADE

Santiago de Cali, 27 de noviembre de 2012

AGRADECIMIENTO

Agradezco infinitamente a la vida por las satisfacciones y alegrías que me han colmado de felicidad, pero también agradezco aún más a ella porque me ha puesto innumerables retos y dificultades en el camino, los cuales me han obligado a ser un hombre cada día mejor, me han enseñado a ser persistente, a aceptar mis limitaciones, a enfrentar la derrota, pero sobretodo, a perseverar hasta alcanzar mis sueños. La vida me ha enseñado que ningún esfuerzo es en vano y que todo emprendimiento en la vida, si es realizado con el corazón y la razón, es bien recompensado; que lo importante es atreverse y vivir cada momento de la vida intensamente. Estoy agradecido infinitamente con Dios, por darme cada día de mi vida una fuerza de voluntad inquebrantable, una tenacidad que me sorprende a mí mismo y una humildad suficiente para obrar con sabiduría y ética en cada aspecto de mi vida. Agradezco a mis padres que siempre me brindaron su total colaboración. Agradezco a Diana Isabel González por brindarme su apoyo incondicional, por ser esa extraordinaria mujer que siempre está allí en esos momentos difíciles y en las alegrías también, por apoyarme en cada decisión que he tomado y porque sin importar las adversidades de la vida, ha permanecido a mi lado. Agradezco a todos los que de una u otra manera me brindaron su colaboración para sacar adelante este proyecto de grado, el cual es la culminación de todo un proceso y el símbolo por excelencia de toda una etapa de mi vida, un símbolo que para mí está lleno de significados.

¡Gracias!

CONTENIDO

GLOSARIO	13
RESUMEN	15
INTRODUCCIÓN	16
1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	17
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	17
2. OBJETIVOS	18
2.1. OBJETIVO GENERAL	18
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
3. MARCO DE REFERENCIA	19
3.1. MARCO TEORICO	19
3.1.1. Redes Neuronales	19
3.1.2. El Sistema Biológico	19
3.1.3. Red Neuronal Artificial	20
3.1.4. Perceptrón	22
3.1.5. Arquitecturas de las Redes Neuronales Artificiales	27
3.1.5.1. Redes Monocapa	27
3.1.5.2. Redes Multicapa	28
3.1.6. Métodos de Aprendizaje Gradiente Descendente	29
3.1.7. Método de Aprendizaje Back Propagation	30
3.2. REALIDAD AUMENTADA	35
3.2.1. ¿Cómo se hace realidad aumentada?	37
3.2.2. FlarManager	37
3.2.2.1. ¿Qué es FlarManager?	37
3.2.2.2. ¿Cómo se hace realidad aumentada con FlarManager?	38
3.2.3. Los Métodos	39
3.2.3.1. onFlarManagerInited	39
3.2.3.2. onMarkerAdded	40
3.2.3.3. onMarkerUpdate	40

3.2.3.4. onMarkerRemoved	41
3.2.4. La clase FlarConfig	42
3.2.5. ID del marcador	42
4. ASPECTOS GENERALES	43
4.1. DESARROLLO CONCEPTUAL	43
4.1.1. Levantamiento de necesidades del cliente	43
4.1.2. Requerimientos obtenidos	43
4.1.3. Métricas	44
4.1.4. QFD	45
4.1.5. Caja negra	46
4.1.6. Descomposición funcional	46
4.2. DISEÑO A NIVEL DE SISTEMA	47
4.2.1. Arquitectura de producto	47
4.2.2. Diseño industrial	47
4.2.3. Naturaleza del producto	48
4.3. GENERACION DE CONCEPTOS	49
4.3.1. Generación de conceptos a nivel de sistema	49
4.3.2. Software de realidad aumentada	49
4.3.3. Herramienta de animación en 3D	49
4.3.3.1. 3DMAX	49
4.3.3.2. Maya	50
4.3.4. Generación de conceptos para las aplicaciones de realidad aumentada	50
4.3.4.1. Conceptos generados para la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica	51
4.3.4.2. Conceptos generados para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial	52
4.3.4.3. Conceptos generados para la enseñanza de la superficie de separación de un perceptrón	54
4.3.4.4. Conceptos generados para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline Gradiente descendente	55
4.3.4.5. Conceptos generados para la enseñanza del aprendizaje de funciones	56

4.3.4.6. Conceptos generados para la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation	56
5. SELECCIÓN DE CONCEPTOS	58
5.1. SELECCIÓN DE CONCEPTOS A NIVEL DE SISTEMA	58
5.2. SELECCIÓN DE CONCEPTOS PARA LAS APLICACIONES DE RA	58
5.2.1. Matriz de tamizado para la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica	59
5.2.2. Matriz de tamizado para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial	59
5.2.3. Matriz de tamizado para la enseñanza de la superficie de separación generada por un perceptrón	60
5.2.4. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline gradiente descendente	61
5.2.5. Matriz de tamizado para la enseñanza del aprendizaje de funciones de una red neuronal	61
5.2.6. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation	62
5.3. SELECCIÓN DE CONCEPTOS PARA EL SISTEMA DE MARCADORES	62
6. PRESENTACIÓN DE SOLUCIONES	64
6.1. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica	64
6.1.1. Composición anatómica de una neurona	64
6.1.2. La sinapsis	67
6.2. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de una neurona artificial	70
6.3. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de la superficie de separación creada por un perceptrón	74
6.4. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline Gradiente descendente	79
6.5. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza del aprendizaje de funciones	83
6.6. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation	89

6.7. Sistema de marcadores	91
7. CONCLUSIONES	97
BIBLIOGRAFIA	98

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Neurona	20
Figura 2. Neurona Artificial	21
Figura 3. Perceptrón de dos entradas	23
Figura 4. Separación de Perceptrón	24
Figura 5. Tipos de función de activación	26
Figura 6. Ejemplos de separación de un perceptrón	26
Figura 7. Red Monocapa	28
Figura 8. Red Neuronal Multicapa	29
Figura 9. Gradiente descendente	30
Figura 10. Realidad Aumentada	37
Figura 11. Ejemplo básico del método onFlarManagerInited	39
Figura 12. Ejemplo básico del método onMarkerAdded	40
Figura 13. Ejemplo básico del método onMarkerUpdate	41
Figura 14. Ejemplo básico del método onMarkerRemoved	41
Figura 15. Quality Function Deploy	45
Figura 16. Caja Negra	46
Figura 17. Descomposición funcional	46
Figura 18. Arquitectura modular de una aplicación interactiva de R.A.	47
Figura 19. Diseño industrial	48
Figura 20. Diagrama de flujo neurona biológica	65
Figura 21. Neurona Biológica señalando núcleo.	66
Figura 22. Neurona Biológica señalando Dendritas de axón	66

Figura 23. Neurona Biológica señalando Dendritas	67
Figura 24. Diagrama de flujo sinapsis	68
Figura 25. Neurona Biológica conectada a otras neuronas	69
Figura 26. Neurona Biológica acercada en sinapsis	69
Figura 27. Diagrama de flujo neurona artificial	71
Figura 28. Ejemplo A ilustración de Neurona Artificial	73
Figura 29. Ejemplo B ilustración de Neurona Artificial	73
Figura 30. Ejemplo C ilustración de Neurona Artificial	74
Figura 31. Diagrama de flujo superficie de separación	75
Figura 32. Ejemplo A de aplicación superficie de Separación	78
Figura 33. Ejemplo B de aplicación superficie de Separación	78
Figura 34. Ejemplo C de aplicación superficie de Separación	79
Figura 35. Diagrama de flujo método OnMarkerUpdate aplicación red Adaline	80
Figura 36. Diagrama de flujo método OnMarkerRemoved aplicación red Adaline	81
Figura 37. Ejemplo A Aplicación Superficie de Error	82
Figura 38. Ejemplo B Aplicación Superficie de Error	82
Figura 39. Diagrama de flujo método Aprendizaje de funciones onMarkerAdded	83
Figura 40. Diagrama de flujo método Aprendizaje de funciones	84
Figura 41. Ejemplo A Aplicación Aprendizaje de funciones	86
Figura 42. Ejemplo A Aplicación Aprendizaje de funciones	87
Figura 43. Ejemplo A Aplicación Aprendizaje de funciones	88
Figura 44. Diagrama de flujo aplicación Back propagation	89

Figura 45. Ejemplo A Aplicación back propagation	90
Figura 46. Ejemplo B Aplicación back propagation	90
Figura 47. Ejemplo C Aplicación back propagation	91
Figura 48. Ilustración diseño ergonómico distancia de marcadores giratorios	92
Figura 49. Portada Cartilla de marcadores	92
Figura 50. Índice Cartilla de marcadores	93
Figura 51. Páginas aplicación neurona biológica	93
Figura 52. Páginas aplicación sinapsis	94
Figura 53. Páginas aplicación neurona artificial	94
Figura 54. Páginas aplicación superficie de separación	95
Figura 55. Páginas aplicación red Adaline	95
Figura 56. Páginas aplicación aprendizaje de funciones	96
Figura 57. Páginas aplicación back propagation	96

LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Requerimientos del cliente 	44
Cuadro 2. Métricas de los requerimientos	44
Cuadro 3. Matriz de tamizado para la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica	59
Cuadro 4. Matriz de tamizado para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial	59
Cuadro 5. Matriz de tamizado para la enseñanza de la superficie de separación generada por un perceptrón	60
Cuadro 6. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline	61
Cuadro 7. Matriz de tamizado para la enseñanza del aprendizaje de funciones de una red neuronal	61
Cuadro 8. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation	62
Cuadro 9. Selección de conceptos para el sistema de marcadores	63

GLOSARIO

Algoritmo: instrucciones o reglas bien definidas, ordenadas y finitas que permite realizar una actividad mediante pasos sucesivos que no generen dudas a quien deba realizar dicha actividad.

Bit: cantidad mínima de información en cualquier sistema digital o informático. Su valor es binario pues sólo puede tomar dos valores: 0 o 1.

Byte: secuencia de bits contiguos donde el bit menos significativo se ubica en el extremo izquierdo y su significancia aumenta en sentido derecho. A partir de la popularidad de la arquitectura IBM S/360 en los años 60's el byte se compone de 8 bits por lo cual esta unidad de información sólo es capaz de almacenar 256 distintos valores (entre 0 y 255 en el sistema decimal).

Estrategia: arte de coordinar las acciones y de obrar para alcanzar un objetivo.

Enseñar: instruir, hacer que alguien aprenda algo. Dar clases. Indicar. Mostrar.

Enseñanza: instrucción, acción de enseñar los conocimientos humanos de una materia. Método empleado para ello.

Marcador: patrón gráfico compuesto por zonas oscuras y claras las cuales son el desencadenante de los objetos virtuales en un ambiente de realidad aumentada.

Oclusión: se refiere al estado de algo comúnmente abierto y que se encuentra obliterado o cerrado.

Patrón: conjunto de características propias que se toman como referencia para distinguir un elemento de otro.

Pedagogía: ciencia de la educación. Arte de educar o enseñar a los niños. Método de enseñanza.

Peso sináptico: valor que indica la importancia de una conexión entre neuronas dentro de una red neuronal. Su valor puede ser positivo o negativo.

Procedimiento: manera de hacer o método práctico de hacer algo.

RA: abreviación de las palabras Realidad Aumentada.

Textura: imagen que se aplica sobre la superficie de un cuerpo virtual simulando la apariencia superficial real de dicho cuerpo.

3D: abreviación de las palabras tres dimensiones o tridimensional.

RESUMEN

El t3pico de las redes neuronales artificiales es considerado un pilar dentro del actual programa acad3mico de ingenier3a mecatr3nica, t3pico que a menudo resulta ser abstracto y poco asimilado por los estudiantes de ingenier3a a pesar de estar basado en conceptos bastante sencillos. Esto se debe en gran parte a que los textos educativos por si solos presentan grandes limitaciones de ilustraci3n al ser incapaces de realizar ilustraciones din3micas, en movimiento e interactivas por si solas, limitaciones que pueden ser superadas al apoyarse en tecnolog3as recientes de f3cil acceso como lo es la realidad aumentada.

En este orden de ideas, se realiza una exploraci3n a trav3s de las m3ltiples posibilidades que ofrece la realidad aumentada para complementar los textos educativos dedicados a la ense1anza de las redes neuronales artificiales con el fin de lograr una optimizaci3n de los recursos en el proceso de asimilaci3n de estos conceptos por parte de los estudiantes.

Palabras clave:

- *Realidad aumentada
- *Redes neuronales artificiales
- *Inteligencia artificial
- *ense1anza
- *interactividad
- *ilustraci3n

INTRODUCCIÓN

Desde tiempos ancestrales el ser humano, como ser pensante, se ha preocupado por transmitir sus conocimientos a sus iguales para el beneficio de sus comunidades y sociedades. Pasando desde los ejemplos prácticos propios de la época de las cavernas, pasando por la oratoria en la temprana antigüedad y por la masificación de textos en tiempos posteriores a este. Desde entonces la educación no sufre mayores cambios donde el conocimiento se transmite básicamente a través de clases catedráticas y magistrales y donde la única herramienta del estudiante son los textos educativos que a menudo terminan siendo confusos y poco ilustrativos.

Sin embargo, con la explosión tecnológica del siglo XX, la educación empezó a valerse de herramientas didácticas gráficas y audiovisuales las cuales hacían más ilustrativos y efectivos el proceso de enseñanza y docencia; más recientemente, con la llegada de los computadores a los hogares del mundo entero y, aun más reciente, con la llegada del Internet, la educación ha sufrido profundos cambios donde el auto aprendizaje y la investigación cobran mayor importancia que las mismas clases catedráticas del pasado. Los avances de la tecnología son cada vez mayores y sin embargo no son aprovechados de forma eficaz por los organismos educativos. En la actualidad existen tecnologías gratuitas al alcance de cualquier individuo, una de ellas es la realidad aumentada la cual puede ser utilizada con un fin educativo como herramienta complementaria de ilustración interactiva audiovisual. Por otro lado, las redes neuronales artificiales son una tecnología de la inteligencia computacional con un gran campo de aplicación y que se aborda en diferentes cursos de pregrado y posgrado a nivel universitario, donde generalmente la enseñanza de esta tecnología se hace de manera tradicional.

Lo anterior fue la motivación de este trabajo, donde se explora como se puede aplicar la realidad aumentada a la enseñanza de algunos de los conceptos de las redes neuronales artificiales específicamente la redes tipo Perceptron Monocapa y Multicapa siendo esta la arquitectura de red neuronal más utilizada

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los textos educativos, con frecuencia son textos confusos y poco ilustrativos por si solos dado que en muchas ocasiones la falta de apoyo de herramientas tipo multimedia terminan haciendo que estos sean bastante abstractos; por otra parte algunos conceptos que se explican en los libros terminan siendo un reto para la imaginación del estudiante cuando este trata de visualizar estas ideas que a menudo son poco comunes en la cotidianidad y que muchas veces no basta con una imagen representativa de este, puesto que dichos conceptos son necesarios visualizarlos en movimiento. Tal es el caso de los textos dedicados a los tópicos de los sistemas inteligentes y más específicamente en el caso de redes neuronales, puesto que sus conceptos no son fácilmente comparables con conceptos cotidianos haciendo que estas ideas puedan ser bastante abstractas y llegan a ser poco asimilados por el estudiantado dada la naturaleza de los temas. Los estudiantes a menudo tardan innecesarias horas de estudio tratando de entender e interpretar un conocimiento que en última instancia resulta ser bastante básico por la sencilla razón de no poseer herramientas adecuadas de ilustración efectiva de los temas como lo puede ser una animación audiovisual e interactiva que ayude al estudiante a captar y asimilar de manera sencilla y rápida los conceptos que con tanto detalle se desglosan en los textos educativos. Sin embargo con la utilización adecuada de ciertas tecnologías computacionales disponibles en la actualidad, como lo es la realidad aumentada, se puede complementar dichos textos de manera de hacerlos muchos más audiovisuales e ilustrativos sin la necesidad de modificar su contenido en lo absoluto. Haciendo más fácil y rápida la adquisición de conocimientos y asimilación de estos. Por lo anterior, se plantea la pregunta que se desea resolver en este proyecto.

1.2. FORMULACION DEL PROBLEMA

¿Cómo puede una tecnología reciente, como la realidad aumentada, ayudar a la enseñanza de redes neuronales?

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVO GENERAL

Generar aplicaciones de realidad aumentada para complementar la enseñanza de redes neuronales.

2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Estudiar e investigar los conceptos y herramientas de la realidad aumentada.
- Escoger los conceptos de redes neuronales que serán explicados a través de la realidad aumentada.
- Diseñar las aplicaciones que serán desarrolladas a partir de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de las redes neuronales.
- Implementar en la herramienta seleccionada los diseños propuestos para las aplicaciones estipuladas.
- Prueba y refinamiento de las aplicaciones implementadas para la enseñanza de redes neuronales a partir de la realidad aumentada.

3. MARCO DE REFERENCIA

3.1. MARCO TEORICO

3.1.1. Redes Neuronales. Una Red Neuronal Artificial (RNA) [16] es un sistema de procesamiento de información que tiene ciertas características de funcionamiento en común con las redes neuronales biológicas. Las RNAs se han desarrollado, basadas en las siguientes suposiciones:

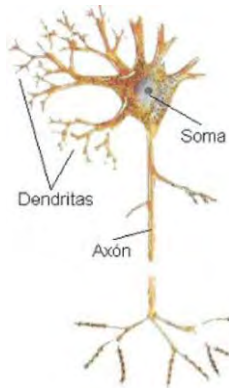
- El procesado de la información ocurre en muchos elementos simples llamados neuronas.
- Las señales pasan entre las neuronas a través de enlaces que las unen.
- Cada conexión entre neuronas lleva asociado un peso, el cual, en una red neuronal típica, lo que hace es multiplicar la señal transmitida.
- Cada neurona aplica una función de activación a su entrada con el objetivo de determinar su señal de salida.
- Una red neuronal se caracteriza por estos tres elementos o características:
- La topología de conexiones entre neuronas, lo que recibe el nombre de *arquitectura* de la red.
- El método de determinación de los pesos sobre las conexiones, denominado *algoritmo de entrenamiento* o de *aprendizaje*.
- La *función de activación* que tengan sus neuronas.

3.1.2. El Sistema Biológico. Las células nerviosas, llamadas *neuronas*, son las unidades básicas del sistema nervioso, junto con otras células de soporte. Están separadas estructural, metabólica y funcionalmente, y se observa en ellas una gran variedad de tamaños y formas. Forman redes entrelazadas muy elaboradas, cuyas funciones varían en diferentes regiones del encéfalo. Estas diferencias de formas y tamaños reflejan la forma en que las neuronas procesan la información. Debe tenerse en cuenta que más que simples cambios que transmiten la información recibida, las neuronas típicas recogen señales de varias fuentes, las

cuales se integra y transforma, codificándolas en complejas señales de salida que distribuyen a un gran número de otras neuronas.

La mayoría de los tipos de neuronas tienen tres partes estructurales: el *cuerpo celular*, las *dendritas* y el *axón*. Véase la figura 2-4

Figura 1. Neurona



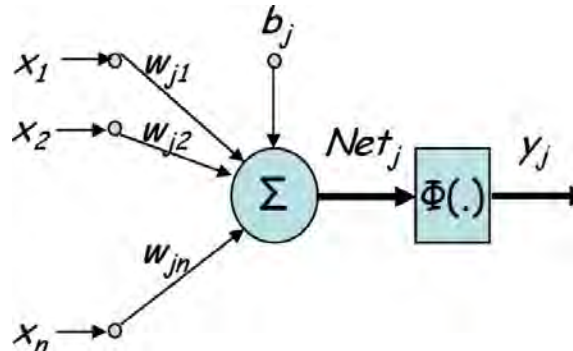
Fuente [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

De forma esquemática, se puede decir que el cuerpo celular es el centro de síntesis de la célula, donde procesa las señales que en forma de impulsos le llegan de otras células, generando a su vez un nuevo impulso si se cumplen ciertas condiciones. Del cuerpo celular emana una fibra principal, el axón, y varias ramas fibrosas, las dendritas. El axón actúa como canal transmisor de los impulsos generados por la célula, y frecuentemente se ramifica tanto en su punto de partida, como en su extremo. Conecta con las células de destino a través de las dendritas de éstas, que actúan como canales receptores de información. Esta conexión se realiza por medio de uniones especiales denominadas sinapsis. La transmisión de un lado a otro de estas uniones es de naturaleza química (neurotransmisores) aportada por el axón y recibida por las dendritas. Esta eficiencia sináptica es la que resulta modificada cuando se dice que el cerebro aprende.

3.1.3. Red Neuronal Artificial. Según la estructura descrita anteriormente se puede decir que la función básica de una neurona es sumar sus entradas y producir una salida si la suma es mayor que un umbral determinado, el tipo

(excitatorio o inhibitorio) y la efectividad de estas entradas, es función de la cantidad de señal recibida en las sinapsis, así como el tipo de éstas. La conexión de varias neuronas se denomina una red de neuronas.

Figura 2. Neurona Artificial



Fuente [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

En una red neuronal artificial, la unidad básica, análoga a la neurona biológica se denomina comúnmente elemento de proceso (EP).

El conjunto de los valores de activación de los elementos de proceso de una red, indica lo que ésta representa en un momento dado. Estos valores de activación pueden ser continuos, tomando valores reales cualesquiera o valores dentro de un intervalo cerrado; también pueden ser discretos, tomando valores binarios, generalmente.

Las RNAs, al igual que las redes de neuronas biológicas, almacenan la información en los pesos asociados a las conexiones entre elementos de proceso. Podría decirse que una red diseñada para un fin específico, consta de un número determinado de elementos de proceso conectados en una estructura concreta y adecuada a tal fin, de unos pesos generalmente fijos en las conexiones entre estos elementos de proceso, y de una dinámica de funcionamiento que permita a la red obtener la salida deseada a una entrada dada.

Esto hace que se pueda estudiar las características principales de una RNA atendiendo a su topología (estructura de la red), su ley de aprendizaje (determinación de los pesos adecuados) y a su dinámica de funcionamiento, además de otras características.

Actualmente, en distintos modelos de redes coexisten distintos tipos de conexiones llegando en ocasiones a una interconexión total.

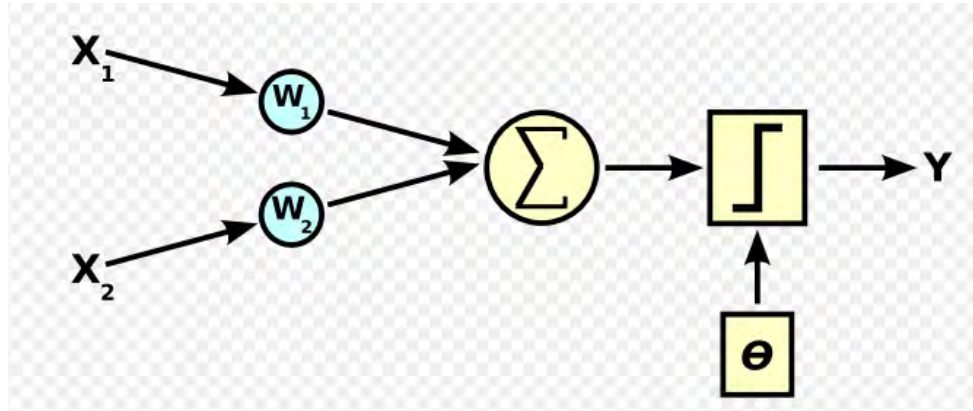
Una característica importante de las RNAs es la forma en que almacenan información. La memoria de estas redes es distribuida. Los pesos de las conexiones son las unidades de memoria de la red, y los valores de dichos pesos representan su estado actual de conocimiento. Una unidad de información, representada por un par entrada / salida deseada, es distribuida a través de muchas unidades de memoria en la red y comparte éstas con muchas otras unidades de conocimiento almacenadas en la misma.

3.1.4. Perceptrón. El perceptrón (Perceptron en inglés) fue el primer modelo de Red Neuronal Artificial supervisada. Es la más simple de las Redes neuronales. Como se describe claramente en el artículo de internet

Fue creada por **Rosenblatt** en 1958 y su éxito inicial se debió a que era capaz de aprender y reconocer patrones sencillos. Con el desarrollo del perceptrón, surge el área de las Redes Neuronales Artificiales dentro de la Inteligencia Artificial. Sin embargo, **Marvin Minsky** y **Seymour Papert** escriben el libro "**Perceptrons**", en el que se hace un análisis del Perceptrón mostrando sus flaquezas y decae el apoyo dado a la investigación de las Redes Neuronales Artificiales durante algunas décadas [20].

[20]Technohobby.net: Perceptrón [en línea]. [Consultado 2 de diciembre de 2011]. Disponible en internet: http://www.tecnohobby.net/ppal/index.php?option=com_content&view=article&id=22:perceptron&catid=42:na&Itemid=19

Figura 3. Perceptrón de dos entradas



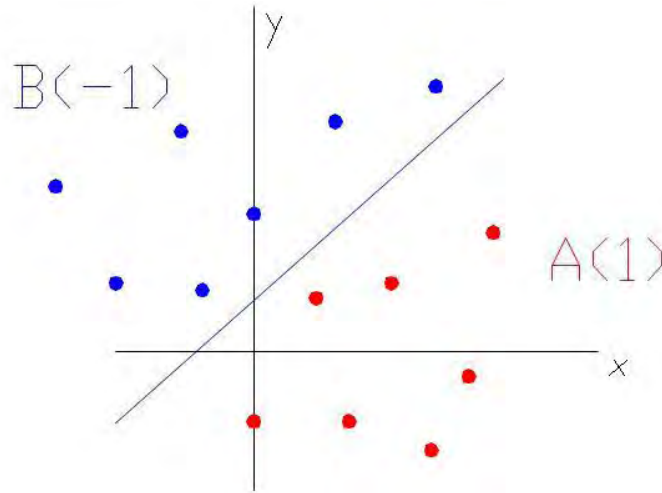
Fuente [19] Wikipedia: Perceptrón [en línea]. [Consultado 1 de diciembre de 2011]. Disponible en internet: <http://es.wikipedia.org/wiki/Perceptr%C3%B3n>

El perceptrón posee un principio de funcionamiento bastante sencillo y es el punto de partida para el desarrollo de las redes neuronales en las décadas venideras sin embargo contaba con bastantes limitaciones lo cual resegó su uso durante varios años. Las principales limitaciones del perceptrón radican en que sólo es capaz de realizar problemas linealmente separables siempre y cuando esta separación se pueda llevar a cabo mediante una sola línea, plano o hiperplano, es decir que si la separación entre las soluciones requiere de más de una línea, plano o hiperplano el perceptrón se consideraba incapaz de aprender dicha función. Esto pone en evidencia otra de sus limitaciones la cual consiste en que el perceptrón sólo es capaz de solucionar problemas de dos clases.

Para dar un ejemplo de una función típica realizable por un perceptrón, supongamos que tenemos un problema de dos dimensiones (o sea, dos características) y con dos diferentes grupos que pertenecen a la clase **A** y a la clase **B**.

Cómo se observa en la ilustración siguiente, se grafica la ubicación de los dos diferentes grupos (A y B) en un plano x-y que representan las dos características del problema. Estos dos grupos se consideran linealmente separables pues con una sola línea se pueden separar los miembros de un grupo del otro. Esta separación es la que realiza el perceptrón mediante la modificación de los valores de sus pesos sinápticos obteniendo la línea divisora entre los dos grupos.

Figura 4. Separación de Perceptrón



Éste fue un caso típico donde un perceptrón aprende efectivamente la solución del problema, dadas las características idóneas de éste. Sin embargo este tipo de problemas tienen pocas aplicaciones en la vida real.

Otra de las características del perceptrón es:

es la única red neuronal que tiene un **teorema de convergencia** el cual establece que, si el problema es linealmente separable, el perceptrón encontrará la solución. Aunque no se sabe cuánto tiempo le llevara encontrar la solución y mucho menos si la solución encontrada será la óptima, se sabe que se tendrá una solución.[20]

[20]Technohobby.net: Perceptrón [en línea]. [Consultado 2 de diciembre de 2011]. Disponible en internet: http://www.tecnohobby.net/ppal/index.php?option=com_content&view=article&id=22:perceptron&catid=42:rna&Itemid=19

A pesar de estas limitaciones, el perceptrón dio paso, después de algunas décadas de desinterés por parte de la comunidad académica, al desarrollo de las redes neuronales artificiales y por ende a la inteligencia artificial donde su principio matemático se mantuvo y fue la base de posteriores desarrollos. Este principio matemático es bastante sencillo y se describe a continuación:

Tomando como base el modelo sencillo del perceptrón de dos entradas expuesto en la figura 4, observamos las entradas del perceptrón denotadas como X_1 y X_2 la cual es el valor de excitación para el sistema, el perceptrón entonces, por medio de sus pesos sinápticos denotados como W_1 y W_2 se encarga de determinar que tan importante son estas entradas para realizar su procesamiento de la información; este procesamiento se realiza haciendo una sumatoria de los valores de entrada ponderadas según sus respectivos pesos sinápticos obteniendo así el valor *Neto* de sus entradas. Además de esto el perceptrón sumará en esta *Neto* el valor de su bías el cual es un valor estilo offset de carácter constante necesario para el desplazar la línea, plano o hiperplano de separación según la función a extrapolar. En términos matemáticos, podríamos simplificar esta prosa en la siguiente ecuación:

$$Neta = X_1 * W_1 + X_2 * W_2 + b \quad (1)$$

De manera general, para un perceptrón j de N entradas tenemos la siguiente ecuación para calcular la *Neta*:

$$Net_j = \sum_{i=1}^N x_i w_{ji} + \theta_j \quad (2)$$

Posterior a este procesamiento se pasa esta *neta* a la función de activación del perceptrón para así activar o desactivar su salida por lo que tenemos la siguiente ecuación:

$$y = \text{Fact}(Neta) \quad (3)$$

La función de activación de un perceptrón es por lo general de tres tipos: escalón, lineal o sigmoidal.

Función lineal

$$f(x) = x$$

Función de paso binario

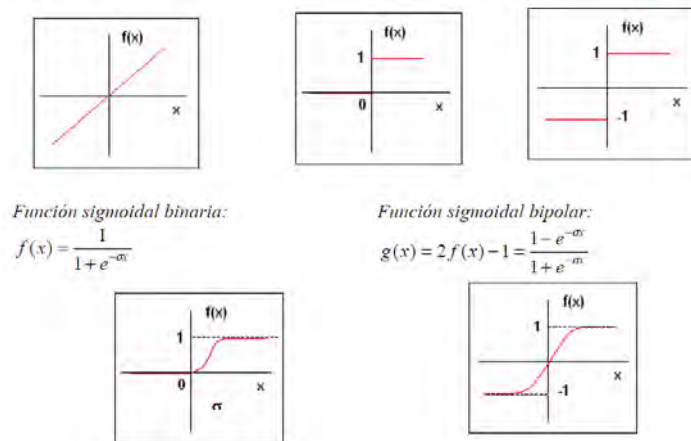
$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

Función paso bipolar

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$$

Entonces finalmente la salida y toma el valor determinado por la función de activación la cual depende enteramente del valor de la *Neta* calculado anteriormente.

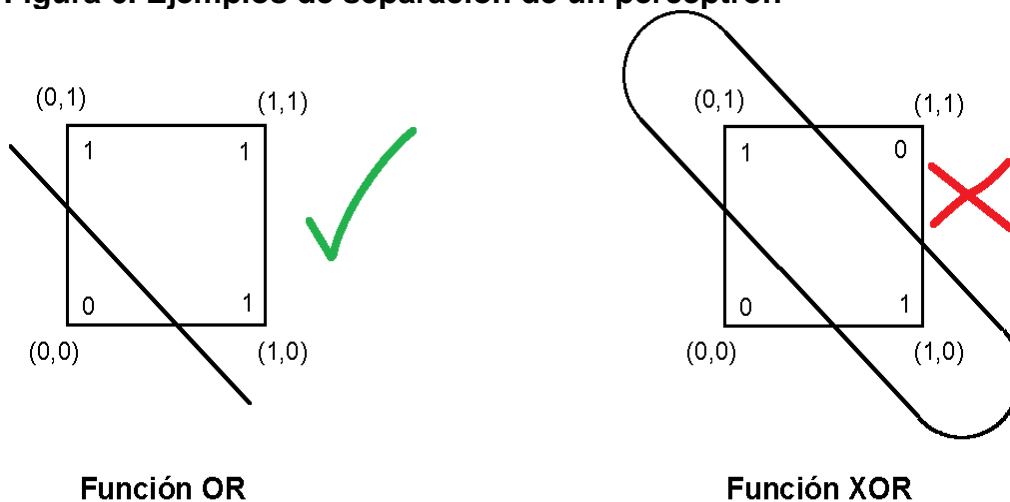
Figura 5. Tipos de función de activación



Fuente [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

A continuación tenemos el ejemplo gráfico de la separación que realiza un perceptrón para extrapolar las funciones:

Figura 6. Ejemplos de separación de un perceptrón



En el ejemplo anterior se puede observar cómo se realiza la separación de los valores de las salidas para el caso de dos funciones. La función de la izquierda es la función OR la cual es separable por una sola línea recta por lo que un perceptrón es perfectamente capaz de aprender esta función, sin embargo para el caso de la función XOR observamos que no basta con una sola línea para separar los valores 1 de los valores 0 en la salida sino que necesita un par de éstas para realizar dicha separación por lo cual resulta imposible a un solo perceptrón extrapolar esta función.

Esta limitación del perceptrón causó que éste cayera en desuso poco después de su publicación.

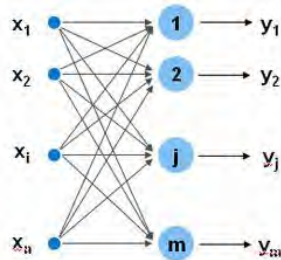
3.1.5. Arquitecturas de las Redes Neuronales Artificiales. La arquitectura de una red neuronal artificial [16] es la forma como se organizan las neuronas en su interior, y está relacionada al algoritmo de aprendizaje usado para entrenar la red, existen tres tipos diferentes de arquitecturas de redes:

- Redes monocapa.
- Redes multicapa.
- Redes recurrentes.

3.1.5.1. Redes Monocapa. En la figura 3 se observa dos niveles de neuronas, el primero asociado al vector de entrada, en donde no hay ningún tipo de procesamiento de estos datos, por esta razón no se considera formalmente como una capa, únicamente sirve de interfaz entre los datos de entrada y las siguientes capas de neuronas.

Este primer nivel tiene la misma dimensión del vector de entrada, la información entra a esta nivel y los datos son transferidos al siguiente nivel modificados por los pesos sinápticos, como las neuronas de este nivel reciben el mismo tipo de información lo denominamos capa y como a su vez corresponde a la salida de la red, la llamaremos Capa de Salida. Notemos que en esta arquitectura solo disponemos de una capa de procesamiento, de ahí su nombre arquitectura monocapa.

Figura 7. Red Monocapa



Fuente [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

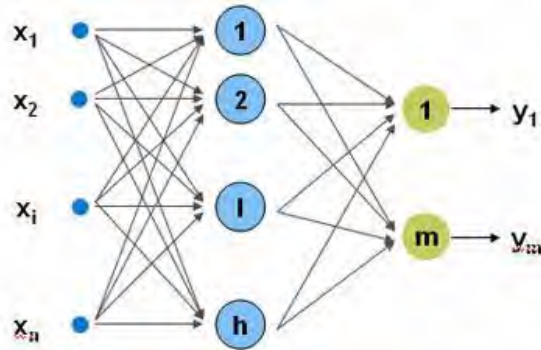
Observemos que hay conectividad total entre el nivel de entrada y la capa de salida, pues todas las neuronas de entrada están conectadas con todas las neuronas de salida, por ejemplo, la neurona de entrada i -ésima se conecta a las m neuronas de salida.

La capa de salida tiene m neuronas, por lo que luego del entrenamiento, la red neuronal establecerá una relación matemática de un espacio n dimensional a uno m dimensional.

3.1.5.2. Redes Multicapa. En este caso, la red tiene un nivel de entrada con neuronas y una capa de salida de m neuronas; cuyo comportamiento es similar al que describimos en la red monocapa. La diferencia sustancial, es que incluimos una nueva capa intermedia entre la entrada y la salida, a esta capa la denominaremos Capa Oculta, que está conformada por h neuronas.

Como en el caso anterior, la información fluye en única dirección, de la entrada la capa oculta y finalmente, a la capa de salida, además existe conectividad total entre las capas. En este ejemplo, presentamos una única capa oculta, pero una red puede tener más de una capa intermedia. ¿Por qué el nombre de oculta? Simplemente porque esta capa no tiene contacto con los datos que modelan el mundo real, es decir, los datos de entrada y salida.

Figura 8. Red Neuronal Multicapa



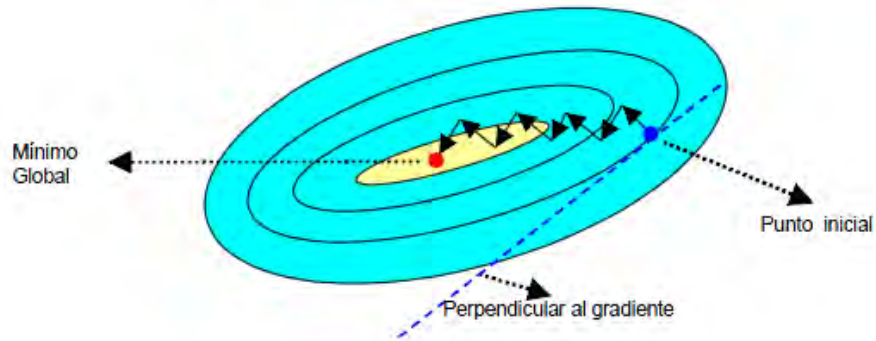
Fuente [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

3.1.6. Métodos de Aprendizaje Gradiente Descendente. El método de entrenamiento más utilizado es el método del gradiente descendente. Este método define una función $E(W)$ que proporciona el error que comete la red en función del conjunto de pesos sinápticos W . El objetivo del aprendizaje será encontrar la configuración de pesos que corresponda al mínimo global de la función de error, aunque en muchos casos es suficiente encontrar un mínimo local lo suficientemente bueno [27]. El principio general del método es el siguiente: dado un conjunto de pesos $W(0)$ para el instante de tiempo $t=0$, se calcula la dirección de máxima variación del error. La dirección de máximo crecimiento de la función $E(W)$ en $W(0)$ viene dado por el gradiente $\nabla E(W)$. Luego, se actualizan los pesos siguiendo el sentido contrario al indicado por el gradiente $\nabla E(W)$, dirección que indica el sentido de máximo decrecimiento. De este modo se va produciendo un descenso por la superficie de error hasta alcanzar un mínimo local.

$$W(t+1) = W(t) - \alpha \nabla E(W) \quad (4)$$

Donde α indica el tamaño del paso tomado en cada iteración, pudiendo ser diferente para cada peso e idealmente debería ser infinitesimal. El tamaño del paso es un factor importante a la hora de diseñar un método de estas características. Si se toma un paso muy chico el proceso de entrenamiento resulta muy lento, mientras que si el tamaño del paso es muy grande se producen oscilaciones en torno al punto mínimo.

Figura 9. Gradiente descendente



Fuente [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

3.1.7. Método de Aprendizaje Back Propagation. En el libro de redes neuronales artificiales se describe paso a paso el algoritmo de este método:

El objetivo buscado con el aprendizaje en las redes neuronales multicapa es el de poder establecer una transformación matemática $\Phi(x)$ que relacione adecuadamente los pares ordenados de ejemplos de entradas de excitación a la red y su correspondiente salida deseada. La calidad de la estimación va a depender fundamentalmente del número de ejemplos disponibles del problema bajo observación y que la muestra sea lo suficientemente representativa. A continuación vamos a describir las etapas de este algoritmo.

Procesamiento de datos hacia adelante “feedforward”

Como primer paso estimulamos la red neuronal con el vector de entrada:

$$\mathbf{x}_p = [x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pi}, \dots, x_{pN}]^T \quad (5)$$

Calculamos la entrada neta de la j-esima neurona de la capa oculta:

$$Neta_{pj}^h = \sum_i^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad (6)$$

Calculamos salida de la neurona j-esima usando la función de activación y la entrada neta:

$$i_{pj}^h = f_j^h(Neta_{pj}^h) \quad (7)$$

Una vez calculadas las salidas de las neuronas de la capa oculta, estas se convierten en las señales de excitación de las neuronas de la capa de salida y así podemos calcular la entrada neta de la k-esima neurona de la capa de salida:

$$Neta_{pk}^o = \sum_{j=1}^L w_{kj}^o i_{pj}^o + \theta_k^o \quad (8)$$

Con base en la función de activación de la k-esima neurona de la capa de salida podemos calcular la salida estimada por la red neuronal ante el estímulo de entrada:

$$y_{pk} = f_k^o(Net_{pk}^o) \quad (9)$$

Error en las capas oculta y de salida.

Antes de continuar con el cálculo del error en las capas oculta y de salida, recordemos como modifica la Regla Delta o LMS (Least Mean Square) los pesos sinápticos de una red neuronal:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + 2\alpha e_p x_i \quad (10)$$

$$e_p = d - y \quad (11)$$

En la Regla Delta, e_p se define como el error generado por una única neurona o elemento de procesamiento. Con el algoritmo Backpropagation calculamos el error global, considerando todas las unidades de procesamiento y sumando el aporte al error de cada una de las neuronas ,

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^M e_{pk}^2 \quad (12)$$

El aporte unitario al error global p_k e se define como el error de la k -esima donde p_k d representa la salida deseada.

$$e_{pk} = (d_{pk} - y_{pk}) \quad (13)$$

La búsqueda del mínimo en la superficie de error se fundamenta en el cálculo de

su **gradiente descendente** ∇E_p Para efectos de la deducción de este algoritmo vamos a considerar que el análisis lo hacemos considerando p -esimo patrón de aprendizaje, por lo que eliminamos los términos correspondientes a la sumatoria desde $p=1$ hasta P .

En un primero paso vamos a calcular la derivada del error global respecto del peso w_{kj} . Para efectos de este procedimiento, sustituimos el valor de e_{pk} que obtuvimos en la ecuación 12. y procedemos al cálculo de esta derivada.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}^o} \left[\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2 \right]$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}^o} \left[\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_{pk} - f_k^o(Neta_{pk}^o))^2 \right]$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = -(d_{pk} - f_k^o(Neta_{pk}^o)) \cdot f_k^{o'} \frac{\partial Neta_{pk}^o}{\partial w_{kj}^o} \quad (14)$$

Ahora calculemos la derivada de la entrada neta:

$$\frac{\partial Neta_{pk}^o}{\partial w_{kj}^o} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}^o} \left[\sum_{j=1}^L w_{kj}^o i_{pj}^h + \theta_k^o \right] = i_{pj}^h \quad (15)$$

Con base en este resultado, podemos calcular el gradiente que corresponde a la derivada del error global respecto del peso w_{kj} ,

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = -(d_{pk} - y_{pk}^o) \cdot f_k^{o'}(Neta_{pk}^o) \cdot i_{pj}^h \quad (16)$$

Calculamos ahora con base al valor negativo de la gradiente para llegar al mínimo error global:

$$-\nabla E_p = -\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = (d_{pk} - y_{pk}^o) \cdot f_k^{o'}(Neta_{pk}^o) \cdot i_{pj}^h \quad (17)$$

El proceso de entrenamiento de la red busca como objetivo fundamental modificar el valor del peso sináptico por lo que tenemos:

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \Delta w_{kj}^o(t) = w_{kj}^o(t) + \alpha(-\nabla E_p) \quad (18)$$

De esta expresión inferimos que la función de activación f_k o debe ser derivable, por consiguiente, tanto en las capas ocultas como de salida, generalmente escogemos una función de activación lineal o sigmoial.

$$f_k^o(Neta_{pk}^o) = Neta_{pk}^o \rightarrow f_k^{o'} = 1$$

$$f_k^o(Neta_{pk}^o) = \frac{1}{1 + e^{-Neta_{pk}^o}}$$

$$f_k^{o'} = f_k^o(1 - f_k^o)$$

$$f_k^{o'} = y_{kp}^o(1 - y_{pk}^o) \quad (20)$$

Supondremos que la función de activación es lineal.

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \alpha(d_{pk} - y_{pk}^o)i_{pj}^h \quad (21)$$

Para simplificar la expresión anterior, se determina el error en la capa de salida.

$$\begin{aligned}\delta_{pk}^o &= (d_{pk} - y_{pk}^o) f_k^{\prime}(Neta_{pk}^o) \\ \delta_{pk}^o &= e_{pk} f_k^{\prime}(Neta_{pk}^o)\end{aligned}\tag{22}$$

Por lo que la ecuación de modificación de pesos se unifica en la siguiente expresión:

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \alpha \delta_{pk}^o i_{pj}^h\tag{23}$$

Para la capa oculta no es posible calcular directamente el error ya que no conocen las salidas deseadas de esta capa. Sin embargo si usamos el concepto Back Propagation observamos que existe una manera de determinar este error de la capa oculta mediante el error de la capa de salida. Entonces procedemos a actualizar los pesos de la capa oculta:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2\tag{24}$$

Ahora calculamos el valor de la gradiente descendente con respecto al peso sináptico.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= \frac{\partial}{\partial w_{ji}^h} \left[\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2 \right] \\ \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= - \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk}) \cdot \frac{\partial y_{pk}^h}{\partial w_{ji}^h}\end{aligned}\tag{25}$$

Aplicamos la regla de la cadena sucesiva para calcular la derivada interna.

$$\begin{aligned}\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= - \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk}) \cdot \frac{\partial y_{pk}^h}{\partial Neta_{pk}^o} \cdot \frac{\partial Neta_{pk}^o}{\partial i_{pj}^h} \cdot \frac{\partial i_{pj}^h}{\partial Neta_{pj}^h} \cdot \frac{\partial Neta_{pj}^h}{\partial w_{ji}^h} \\ \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= - \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk}) \cdot f_k^{\prime}(Net_{pk}^o) \cdot w_{kj}^o \cdot f_j^{\prime} \cdot x_{pi}\end{aligned}\tag{26}$$

De esta manera, calculamos la gradiente del error global con respecto a los pesos sinápticos de la capa oculta y con respecto a este valor definimos la expresión para la modificación de los pesos de esta capa.

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \Delta w_{ji}^h(t) = w_{ji}^h(t) + \alpha \left(-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} \right) \quad (27)$$

Reemplazamos esta ecuación en la expresión de la gradiente descendente lo cual nos permite actualizar los pesos de la capa oculta y obtenemos la siguiente expresión:

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \alpha \left(\sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk}) \cdot f_k^o(Neta_{pk}^o) \cdot w_{kj}^o \cdot f_j^{h'} \cdot x_{pi} \right) \quad (28)$$

De manera similar a lo planteado en la capa de salida, definimos el error en la capa oculta.

$$\delta_{pj}^h = f_j^{h'}(Neta_{pj}^h) \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^o w_{kj}^o \quad (29)$$

En esta ecuación observamos que el término de la sumatoria, representa matemáticamente el concepto de Backpropagation, ya que el error de la capa oculta esta dado en función de los pesos sinápticos y de los términos de error de la capa de salida. Finalmente, la modificación de los pesos sinápticos de la capa oculta la realizaremos con base a la siguiente ecuación:

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \alpha \delta_{pj}^h x_{pi} \quad (30) [16]$$

[16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. p.7-14. 2008.

3.2. REALIDAD AUMENTADA

La realidad aumentada se basa en la animación gráfica computarizada sobre reconocimientos de patrones. Su funcionamiento se desarrolla a partir de la

utilización de redes neuronales que reconocen patrones de imágenes a través de una cámara, pasando por un procesamiento digital y un extractor de características y sobre las cuales se desencadenan animaciones gráficas, ya sean, 2D o 3D sobre un display.

El término de realidad aumentada nace con Tom Caudell en 1992 cuando trabajaba con la Boeing desarrollando una nueva tecnología para la manufactura de aviones donde se mostraban diagramas de objetos en tiempo real a través de un display tipo anteojos montado sobre la cabeza del usuario (head-mounted display). Este término hace referencia a una visión directa o indirecta del mundo real, donde los elementos se combinan con elementos virtuales para crear una visión mixta a tiempo real. Más adelante en ese mismo año se realiza un prototipo de realidad aumentada para el mantenimiento de impresoras laser desarrollada por KARMA (Knowledge-based augmented reality for maintenance assistance) que fue mejorada por la CACM el año siguiente.

En 1997 se desarrolla en la universidad de Columbia el primer dispositivo móvil de realidad aumentada MARS (mobile augmented reality system) el cual presentaba información en tiempo real del campus de la universidad utilizando un sistema GPS y la conexión a internet.

En 1999 se crea ARToolKit y diez años después se porta a Flash creando FLARToolKit y con él se masifica el uso de la realidad aumentada a cualquier persona que desee disponer de él.

3.2.1. ¿Cómo se hace realidad aumentada? La realidad aumentada, como ya se ha dicho anteriormente, consta básicamente de complementar una imagen del mundo en tiempo real con uno o varios objetos virtuales ya sean tridimensionales o bidimensionales a través de un display o pantalla, en donde la imagen del objeto virtual se superpone a la imagen del entorno y se posiciona y orienta de acuerdo a esta imagen real creando la sensación de ser parte del entorno. De acuerdo a lo anterior encontramos varios elementos necesarios para la creación de la realidad aumentada los cuales son principalmente cinco elementos: dispositivo de captura de imagen, patrón de imagen, software para la R.A., objeto virtual y display o pantalla. Dado que este trabajo de grado se apoya en el uso de ordenadores para la utilización de la realidad aumentada, el primer y el último elemento estarían estandarizados por lo cual el creador de la aplicación entraría a adaptarse y a aprovechar estos dispositivos, lo cual limita al campo de acción a solo tres de los cinco elementos.

Figura 10. Realidad Aumentada



A continuación se describen las herramientas para la creación de una aplicación de realidad aumentada:

3.2.2. FlarManager.

3.2.2.1. ¿Qué es FlarManager? FlarManager es una herramienta que usa de una manera más eficiente FlarToolKit. FlarManager consta de una serie de librerías desarrolladas en AS3 que me permiten elaborar aplicaciones de R.A. de

una manera fácil y sencilla. En estas librerías se puede encontrar, por ejemplo, la librería que se encarga de hacer el reconocimiento de patrones de imágenes o “marcadores” de manera autónoma generando eventos dentro del programa, también se encuentra la librería que permite conocer el estado de estos marcadores para así mismo condicionar la animación en pantalla, o la clase encargada de condicionar los marcadores que podrán ser reconocidos por la aplicación, etc. Todas estas librerías cumplen con el fin de hacer de la realidad aumentada algo sencillo de implementar. FlarManager es descargable de Internet sin ningún costo y utiliza como lenguaje de programación nativo el Action Script 3 o AS3. Los compiladores de AS3 más utilizados son el Adobe Flash y el Flex Builder siendo este último el utilizado en este trabajo de grado siguiendo las recomendaciones de un experto en el tema.

Las particularidades del FlarManager se encuentran en sus métodos que utiliza para crear una aplicación, en sus marcadores los cuales deben contar con ciertas especificaciones geométricas y la forma en extrapolar las animaciones en 3D.

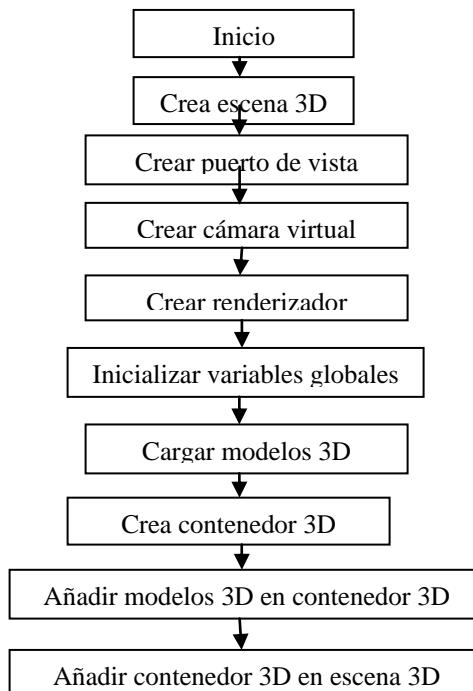
3.2.2.2. ¿Cómo se hace realidad aumentada con FlarManager? Esta herramienta se puede considerar como la más importante y como el corazón de una aplicación de realidad aumentada pues es en esta herramienta en donde convergen todos los elementos que hacen parte de una aplicación. Una aplicación de realidad aumentada desarrollada con FlarManager consta principalmente de tres elementos: el primero es el código fuente el cual es desarrollado en el lenguaje de programación AS3. Por otro lado se encuentra la animación en 3D, la cual puede ser creada de forma externa utilizando algún software tal como Maya o 3DMax los cuales son especializados en modelos y animación en tercera dimensión, o bien, puede ser creado internamente por FlarManager haciendo uso de la programación y la librería de PaperVision3D. Por último se encuentra el patrón de imagen o marcador, el cual es el desencadenante de dicha animación.

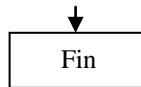
La forma en la que estos tres elementos se conjugan es a través de su código fuente dentro del cual se especifica cuál es el marcador (patrón) a reconocer y cuál es la animación 3D a mostrar, además de todo el algoritmo necesario para brindar toda la interactividad y funcionalidad necesaria la cual varía dependiendo del grado de complejidad propia de cada aplicación. A continuación se describirá cada uno de los elementos que la componen.

3.2.3. Los Métodos. Una aplicación de FlarManager está estructurada de forma predeterminada por 7 métodos de los cuales 4 son especialmente importantes para la variación de su funcionalidad y dentro de los cuales el programador debe usar toda su pericia e ingenio para explotar al máximo el potencial de interactividad que esta herramienta tiene para ofrecer. Es por este motivo que este documento se enfocará en explicar estos 4 métodos:

3.2.3.1. onFlarManagerInited. Este método es el encargado de inicializar los componentes necesarios para el debido funcionamiento de una aplicación de realidad aumentada. Normalmente este método es utilizado para inicializar todas las variables tales como la escena 3D, el puerto de visualización, la cámara 3D entre otras variables propias de la aplicación, además de crear y/o cargar los objetos en 3D que serán mostrados en la aplicación de R.A. Por ejemplo, si se quiere mostrar un modelo tridimensional de una neurona biológica, entonces, es en este método donde se debe introducir el código para que el programa encuentre el modelo tridimensional y lo extrapole así como inicializar las variables necesarias para el debido funcionamiento de esta aplicación. Como se puede intuir por su nombre, este método solamente es reproducido al iniciar el programa por lo cual el programa sólo pasa una sola vez por éste método.

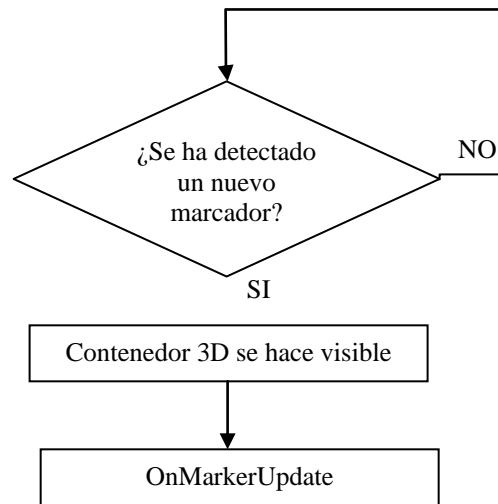
Figura 11. Ejemplo básico del método onFlarManagerInited





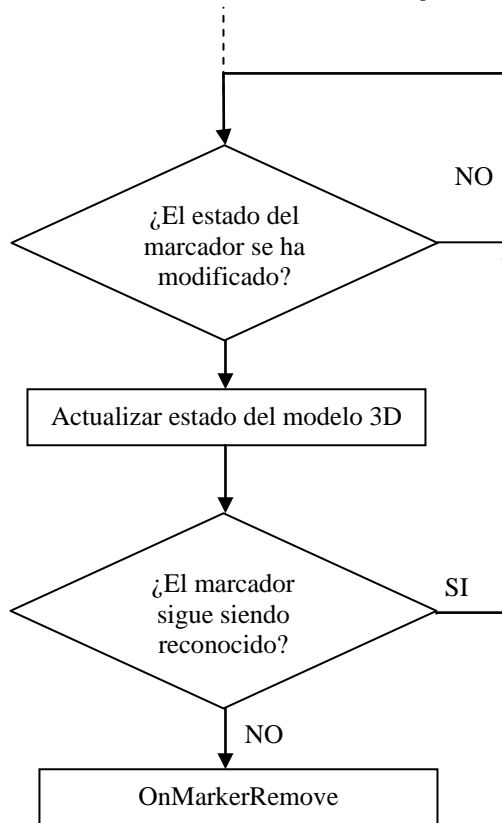
3.2.3.2. onMarkerAdded. Este método es puesto en marcha cada vez que el programa detecta un nuevo marcador dado que AS3 es un lenguaje de programación bastante orientado a la utilización de eventos. Normalmente en éste método es donde se sentencia, por ejemplo, que el modelo se haga visible ya que, lógicamente, la animación debe ser mostrada una vez un marcador sea expuesto ante la cámara y reconocido por el programa.

Figura 12. Ejemplo básico del método onMarkerAdded



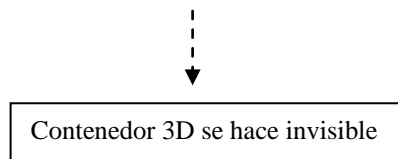
3.2.3.3. onMarkerUpdate. Este método es reproducido siempre que un marcador permanezca ante la cámara. Es decir, que una vez reconocido un marcador y reproducido el método “onMarkerAdded”, se procede a actualizar constantemente la animación con respecto al estado del marcador, tales como su posición, rotación, etc. Este método es reproducido una y otra vez de manera constante mientras el marcador permanezca reconocible frente a la cámara; es por ello que este método es de gran importancia a la hora de programar en función del aumento de la funcionalidad e interactividad de una aplicación de realidad aumentada y gran parte del código fuente de las aplicaciones desarrolladas en este trabajo de grado se centraron en la modificación de éste método.

Figura 13. Ejemplo básico del método onMarkerUpdate



3.2.3.4. onMarkerRemoved. Una vez que un marcador deja de ser reconocido por el programa, se desencadena el método "onMarkerRemoved". Es muy común sentenciar en este método la invisibilización de la animación tridimensional.

Figura 14. Ejemplo básico del método onMarkerRemoved



3.2.4. La clase FlarConfig. Para reconocer un marcador, FlarManager se apoya extendiendo, en cada uno de sus programas, a la clase FlarConfig. En esta clase es donde se especifica la ruta de acceso de todos los patrones que se desean reconocer por la aplicación de realidad aumentada. Esta clase tiene también la función de configurar los distintos aspectos técnicos generales de la funcionalidad de las aplicaciones. En ella se pueden configurar aspectos tales como el framerate que significa el número de cuadros por segundo que la cámara captará y que el programa procesará, la variable multitarget la cual es de carácter booleana en donde se activa o desactiva la capacidad de una aplicación de reconocer varios marcadores al mismo tiempo, así como la resolución de la cámara entre otros aspectos.

Como ya se mencionó anteriormente, esta clase tiene la función de listar los marcadores que serán reconocibles por las aplicaciones de realidad aumentada en donde entra a jugar un papel clave la identidad que toma cada uno de éstos. La forma en la que esta clase identifica los marcadores será descrita a continuación:

3.2.5. ID del marcador. La identificación de los marcadores o "ID" por sus siglas en inglés, se enumeran en orden ascendente empezando por el número 0. Es decir que el primer patrón en la lista, de arriba hacia abajo, tiene identificación 0 o ID=0 y el segundo tendría ID=1 y el n elemento de la lista tiene ID= $n-1$.

El concepto de la identificación de los marcadores es de gran relevancia a la hora de contar con dos o más marcadores que cumplen funciones diferentes e independientes entre sí dentro de una misma aplicación de realidad aumentada, puesto que ésta es la forma en la que FlarManager puede distinguir, si así se desea, un marcador de otro y así mismo desencadenar funciones distintas dependiendo de cada marcador. Sin este reconocimiento sería imposible lograr una interactividad efectiva entre dos o más marcadores dentro de una misma aplicación.

4. ASPECTOS GENERALES

4.1. DESARROLLO CONCEPTUAL

4.1.1. Levantamiento de necesidades del cliente. Se llevo a cabo una entrevista con un experto en la materia de docencia en redes neuronales y algunos estudiantes, con lo cual se levantaron las siguientes necesidades:

- Las animaciones deben de facilitar la enseñanza de redes neuronales.
- Las animaciones deben ser entendibles por el estudiante.
- Las animaciones deben ser interactivas.
- Las animaciones deben ser, además de interactivas, funcionales en algunos casos para que los estudiantes entiendan el concepto y estas no se vuelvan estáticas.
- Los marcadores deben ser portables fácilmente por el estudiante.
- La interacción entre el usuario y los marcadores deben ser altamente intuitivos.
- Las aplicaciones deben ser fáciles de instalar.
- Las gráficas deberían ser llamativas.

4.1.2. Requerimientos obtenidos.

- Las aplicaciones tienen alto nivel educativo.
- Las animaciones poseen gráficas bien desarrolladas.
- Las gráficas son atractivas al público.
- Las aplicaciones son interactivas.
- Las aplicaciones son funcionales.
- Los marcadores son portables.
- La interacción con las aplicaciones es intuitiva.
- Las aplicaciones son de fácil instalación.

Cuadro 1. Requerimientos del cliente

N°	REQUERIMIENTOS	IMPORTANCIA (0-5)
1	Las aplicaciones son altamente educativas	5
2	Las animaciones poseen gráficas bien desarrolladas	4.5
3	Las gráficas son atractivas al público	3
4	Las aplicaciones son interactivas	5
5	Las aplicaciones son funcionales	5
6	Los marcadores son portables	4
7	La interacción con las aplicaciones es intuitiva	4
8	Las aplicaciones son de fácil instalación	3

4.1.3. Métricas.

- Educativo (subjetivo)
- Gráfico (subjetivo)
- Interactivo-intuitivo (subjetivo)
- Funcional (subjetivo)
- Portabilidad (subjetivo)

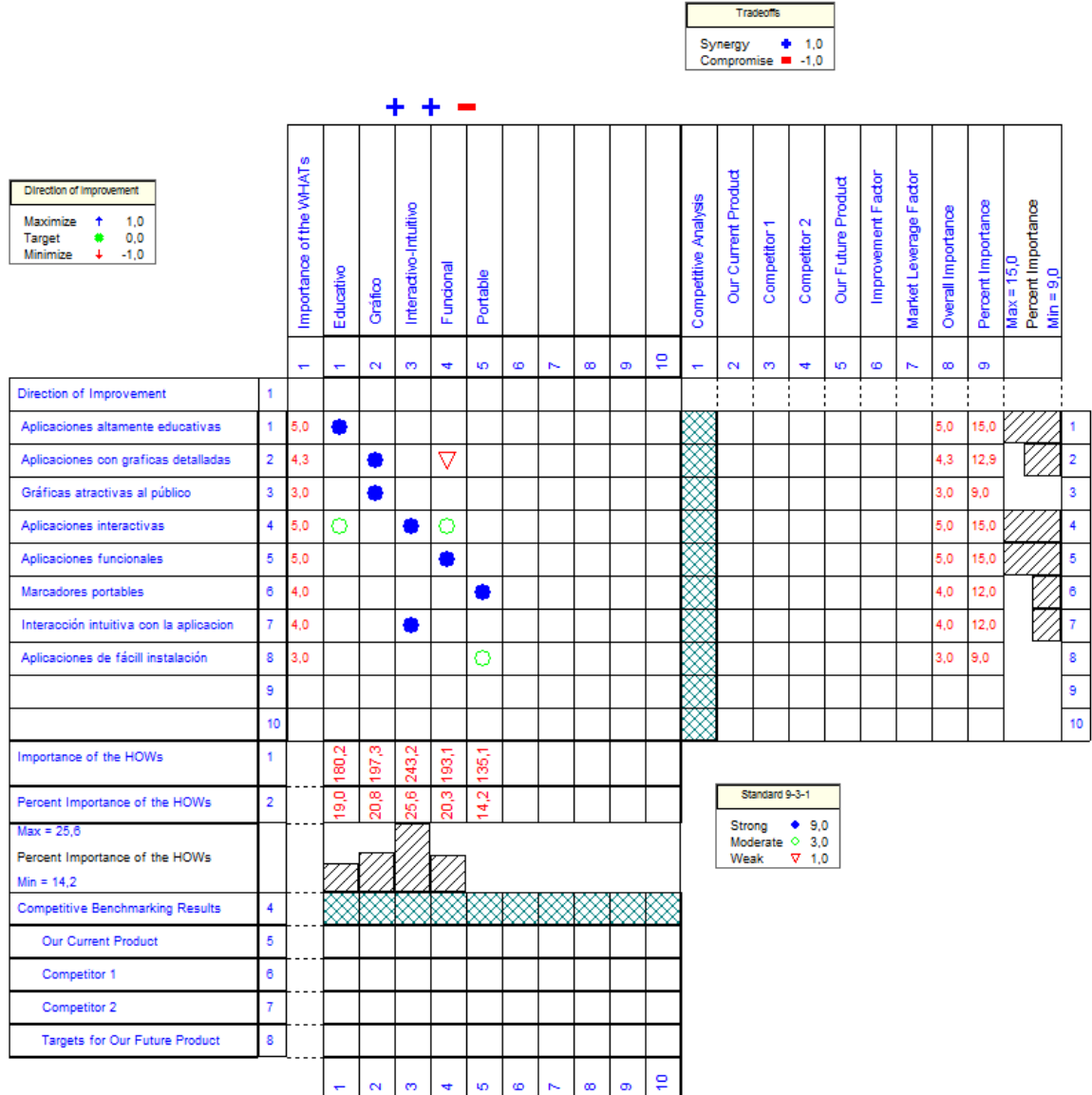
GRAFICA DE RELACION DE METRICA

Cuadro 2. Métricas de los requerimientos

N°	Relación Con Nec.	METRICA	IMPORTANCIA	UNIDADES
1	1,5	Educativo	5	Subjetivo
2	2,3	Gráfico	4	Subjetivo
3	4,7	Interactivo-intuitivo	5	Subjetivo
4	2,4,5	Funcional	5	Subjetivo
5	6,8	Portabilidad	3.8	Subjetivo

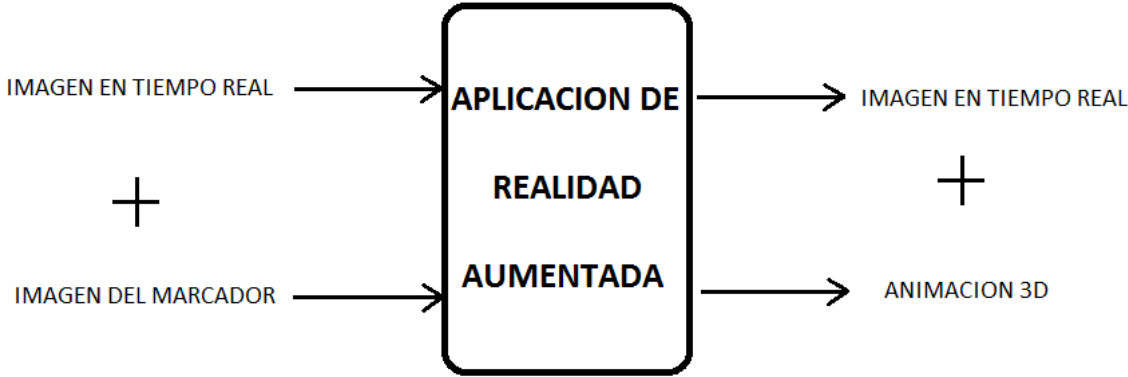
4.1.4. QFD.

Figura 15. Quality Function Deploy



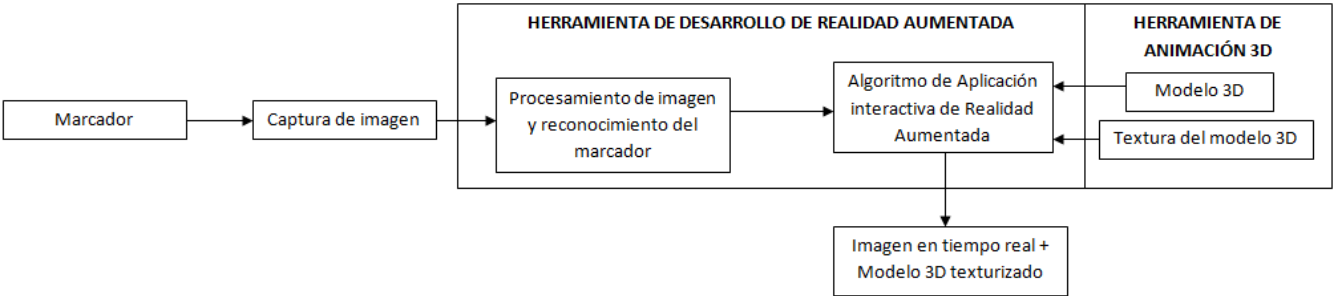
4.1.5. Caja negra.

Figura 16. Caja Negra



4.1.6. Descomposición funcional.

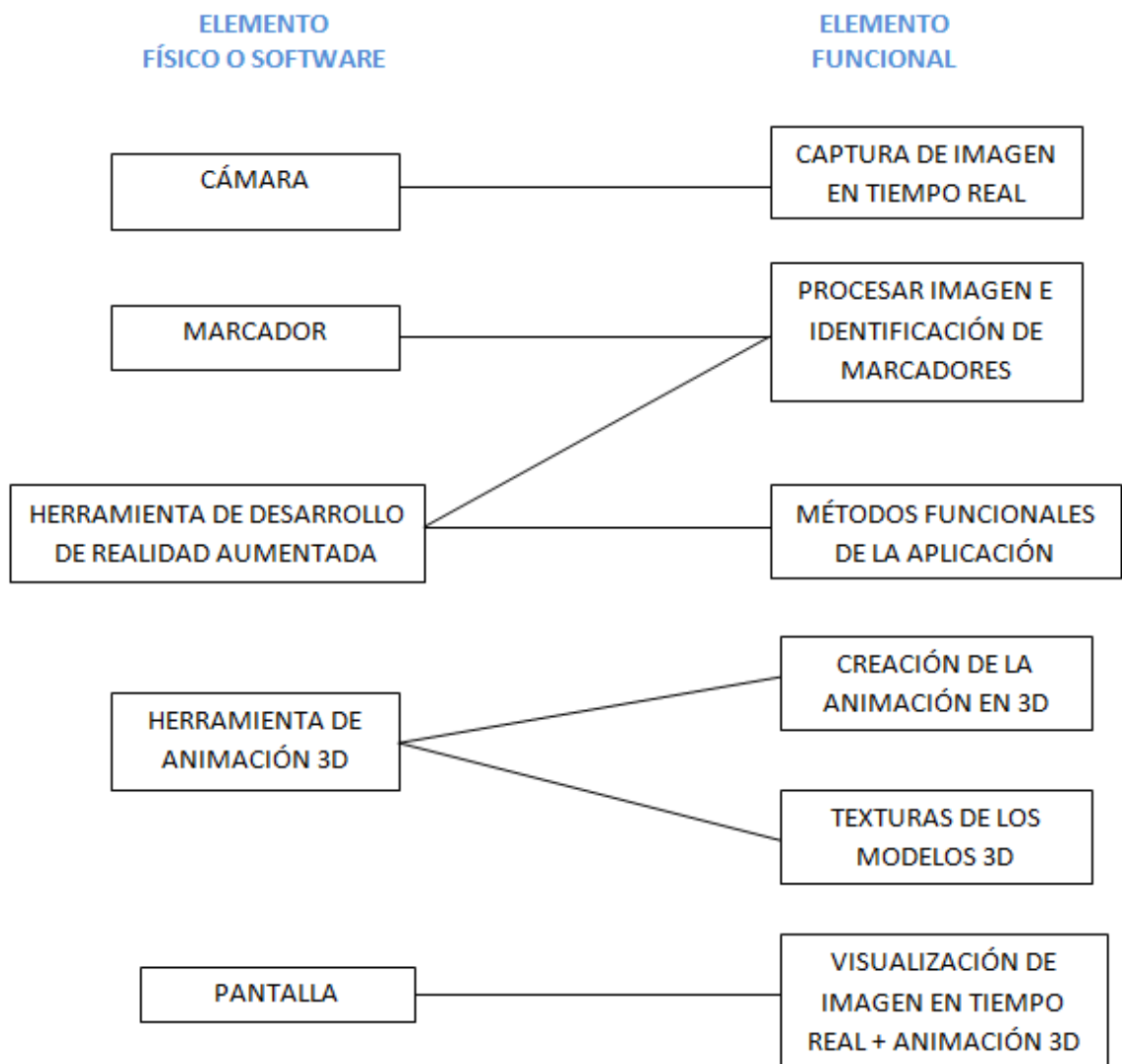
Figura 17. Descomposición funcional



4.2. DISEÑO A NIVEL DE SISTEMA

4.2.1. Arquitectura de producto. La arquitectura de productos se utilizará para definir qué tipo de diseño lleva el producto, bien sea modular o integrado, lo cual depende básicamente de si un solo elemento cumple o no varias funciones.

Figura 18. Arquitectura modular de una aplicación interactiva de R.A.

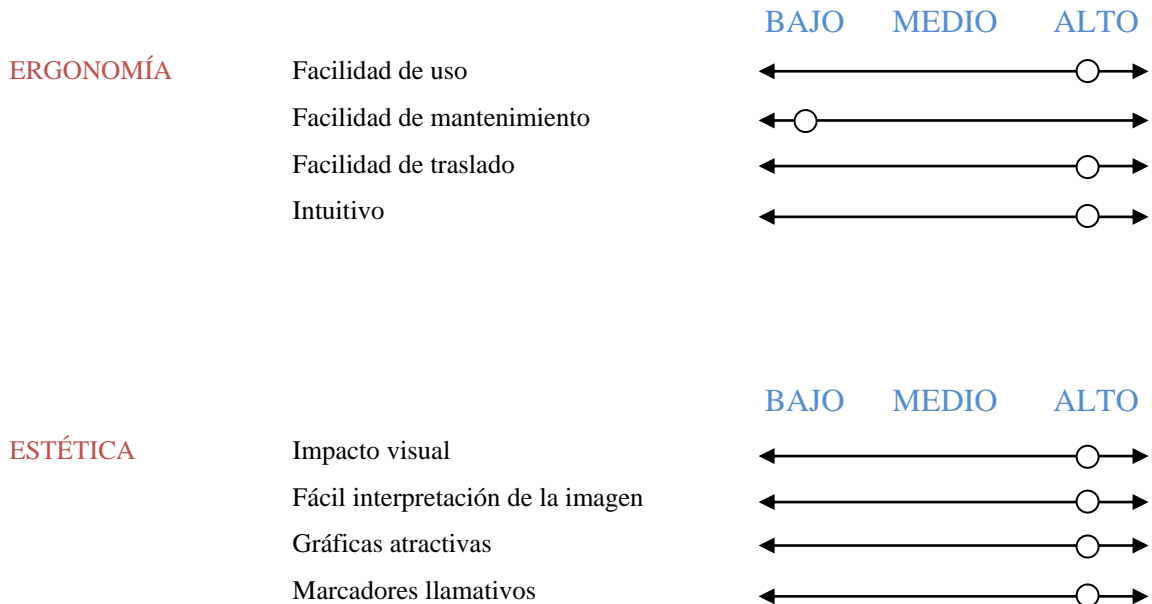


4.2.2. Diseño industrial. El diseño Industrial consiste en desarrollar conceptos y especificaciones que optimicen la función, el valor y la apariencia de los productos

y sistemas para el beneficio mutuo, tanto del usuario como del productor. [Industrial Designer Society of América, IDSA].

El diseño industrial toma en cuenta tanto las necesidades estéticas como ergonómicas las cuales serán evaluadas para el caso en particular de la aplicación de la realidad aumentada para la enseñanza de redes neuronales.

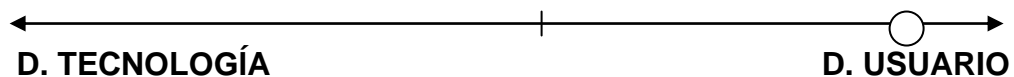
Figura 19. Diseño industrial



4.2.3. Naturaleza del producto.

Producto dominado por el usuario.

La experiencia del usuario sobre de las aplicaciones de realidad aumentada en cuanto a la estética y ergonomía de las mismas adquieren una mayor relevancia sobre los elementos técnicos de éstas.



4.3. GENERACION DE CONCEPTOS

4.3.1. Generación de conceptos a nivel de sistema. La generación de conceptos a nivel de sistemas tiene mucho que ver con la investigación desarrollada a partir del primer objetivo específico de este trabajo de grado: *estudiar e investigar los conceptos y herramientas de la realidad aumentada*. Es por este motivo que se ilustra previamente la investigación desarrollada alrededor de estas herramientas que en última instancia fue utilizada para generación y selección de conceptos a nivel de sistemas para la realidad aumentada.

4.3.2. Software de realidad aumentada. El software de Realidad Aumentada, como ya se observó en la arquitectura del producto, es el corazón de las aplicaciones de la realidad aumentada pues es el responsable de la mayoría de las funciones que componen estas aplicaciones. Actualmente existen algunos softwares gratuitos y de fácil uso para crear algunas aplicaciones sencillas de realidad aumentada. Para la generación de aplicaciones más complejas, como es el caso de las aplicaciones desarrolladas en este trabajo de grado, es necesario contar con conocimientos previos de programación en el lenguaje nativo sobre el cual se desenvuelve la herramienta seleccionada.

FlarToolKit es una versión portable en lenguaje AS3 de ARToolKit, el cual es creado para generar aplicaciones de realidad aumentada con relativa facilidad. Este software procesa una señal de video y reconoce el marcador* , su posición y orientación para así mismo desplegar un objeto virtual en 3D en el monitor sobrepuesto a la imagen en tiempo real captada por la cámara.

4.3.3. Herramienta de animación en 3D. La herramienta de animación en 3D también es de vital importancia en el desarrollo de este proyecto puesto que, como se observó en el diseño industrial del producto, está dominado en gran medida por la parte estética, siendo la animación 3D el protagonista absoluto en esta área de la realidad aumentada; por tal motivo, esta herramienta debe de cubrir por completo todas las necesidades en cuanto a diseño, modelado, animación y gráficas en 3D.

4.3.3.1. 3DMAX. Es una poderosa herramienta que permite el modelado en 3D, animación y herramientas de renderización que facilita a artistas y

diseñadores enfocarse más en las ideas creativas que en los retos técnicos en las creaciones virtuales. Cuenta con herramientas especiales para desarrolladores de juegos virtuales, efectos visuales especiales y otra gama de herramientas profesionales para arquitectos, ingenieros y otros.

4.3.3.2. Maya. Poderoso software de animación tridimensional que proporciona un set creativo de herramientas para la animación, modelado, simulación, representación, matchmoving, además de una composición en plataforma altamente extensible. Posee una alta gama de herramientas para desarrolladores de juegos, postproducción, efectos visuales especiales y otros proyectos de 3D.

4.3.4. Generación de conceptos para las aplicaciones de realidad aumentada. Para la generación de conceptos, fue necesario cumplir previamente con el segundo objetivo específico de este trabajo de grado, el cual consta de *escoger los conceptos de redes neuronales que serán explicados a través de la realidad aumentada*. Para lograr dicho objetivo, se realizó una reunión con un experto en la materia de docencia en este tópico, la cual arrojó una luz sobre los siguientes conceptos que serían objeto de ilustración por medio de la realidad aumentada:

- Anatomía de una neurona biológica.
- Composición y funcionamiento de una neurona artificial.
- Superficie de separación de un perceptrón.
- Método de aprendizaje de una red Adaline.
- Aprendizaje de funciones.
- Back propagation.

A partir de estos conceptos seleccionados, se diseñaron las aplicaciones de Realidad Aumentada para la interactiva ilustración de los mismos. Entendiéndose que por cada concepto se realizarían aplicaciones completamente distintas entre sí, motivo por el cual se demandó el desarrollo de siete aplicaciones las cuales requirieron una elaboración completamente independiente entre ellas desde la etapa de generación de conceptos hasta la etapa de la implementación de la solución planteada (*etapas propias del diseño concurrente el cual es el método sobre el cual se desarrolló este trabajo de grado*) con el fin de lograr un excelente producto final.

Dada la naturaleza de la herramienta sobre la cual se ilustrarán los conceptos de redes neuronales, la generación de conceptos se abordó desde tres puntos claves los cuales son: estrategia de ilustración de conceptos, el modelado en 3D y la interactividad. Los cuales debieron conjugarse de manera tal que lograran un alto grado de sinergia en el resultado final de las aplicaciones.

4.3.4.1. Conceptos generados para la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica.

- **Modelado 3D**

Concepto a: Modelo de neurona biológica completa en 3D.

Concepto b: Modelado de cada parte anatómica de una neurona biológica por independiente.

Concepto c: Modelo de neurona biológica completa en 3D y su sinapsis.

- **Estrategia de ilustración de conceptos**

Concepto a: Nombrar y mostrar interactivamente cada parte anatómica de una neurona biológica.

Concepto b: Nombrar y mostrar interactivamente cada parte anatómica de una neurona biológica describiendo su función dentro del sistema neuronal.

Concepto c: Mostrar y describir por independiente las funciones de cada parte anatómica de una neurona biológica y la neurona biológica en todo su conjunto.

Concepto d: Nombrar y mostrar interactivamente cada parte anatómica de una neurona biológica describiendo su función dentro del sistema neuronal y el proceso de la sinapsis.

- **Interactividad**

Concepto a: Contar con un marcador por cada parte anatómica de una neurona biológica para desplegar un modelo en 3D de dicha parte cada vez que la cámara detecte el marcador.

Concepto b: Contar con un marcador que despliegue el modelo en 3D de una neurona biológica utilizando como medio interactivo la rotación del marcador-

modelo 3D para seleccionar la parte anatómica específica que se desea conocer y un marcador que se encargue de visualizar la sinapsis entre varias neuronas.

Concepto c: Contar con un cartón sobre el cual se encuentre un marcador principal que despliegue el modelo 3D de una neurona biológica y otros marcadores secundarios que sean iguales en cantidad a las partes anatómicas de la neurona, para seleccionar por medio de la oclusión de estos marcadores secundarios, la parte anatómica de interés imitando el funcionamiento de un botón físico.

Concepto d: No generar ninguna interacción directa con el usuario más allá de la ilustración gráfica detonada por la imagen del marcador captada por la cámara.

4.3.4.2. Conceptos generados para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial.

- **Estrategia de ilustración de conceptos**

Concepto a: Ilustrar gráficamente la forma en la que funciona una neurona artificial previamente entrenada.

Concepto b: Ilustrar gráfica e interactivamente el funcionamiento de una neurona artificial donde el usuario tenga la posibilidad de modificar activamente los valores de las entradas y/o pesos sinápticos y además se puedan observar los efectos de estas variaciones sobre la salida del modelo gráfico de la neurona en tiempo real.

- **Modelado 3D**

Concepto a: Modelo de una neurona biológica adaptada para funcionar como una neurona artificial.

Concepto b: Modelo clásico de una neurona artificial llevado al 3D.

- **Interactividad.**

Concepto a: Detonar una animación en 3D del funcionamiento de una neurona artificial previamente entrenada cada vez que el marcador sea captado por la cámara.

Concepto b: Permitirle al usuario seleccionar y variar los pesos sinápticos de la neurona mediante una plantilla que conste de un marcador principal, un marcador seleccionador y un marcador variador donde se observen los efectos de estas modificaciones en la salida de la neurona en tiempo real. El marcador principal sería el encargado de detonar el despliegue de la animación en 3D de la neurona artificial y de habilitar la función de los otros dos marcadores. El marcador seleccionador sería el responsable de seleccionar el peso sináptico que sería objeto de modificación y el marcador variador sería el encargado de modificar los valores de estos pesos sinápticos. Estos dos últimos interactuarían con el sistema mediante la rotación sobre su eje Z imitando el funcionamiento de una perilla física.

Concepto c: Permitirle al usuario seleccionar y variar las entradas de la neurona mediante un cartón de marcadores que conste de un marcador principal, un marcador seleccionador y un marcador variador y observar los efectos de estas variaciones en la salida de la neurona en tiempo real. Donde el marcador principal sería el encargado de detonar el despliegue de la animación en 3D de la neurona artificial y de habilitar la función de los otros dos marcadores. El marcador seleccionador sería el responsable de seleccionar la entrada que sería objeto de modificación y el marcador variador sería el encargado de modificar los valores de estas entradas. Estos dos últimos interactuarían con el sistema mediante la rotación sobre su eje Z imitando el funcionamiento de una perilla física.

Concepto d: Permitirle al usuario seleccionar y variar tanto las entradas como los pesos sinápticos de la neurona artificial mediante una plantilla que conste de un marcador principal, un marcador seleccionador, un marcador variador de peso sináptico y un marcador variador de entrada, donde se observen los efectos de estas modificaciones en la salida de la neurona 3D en tiempo real. En este caso, el marcador principal, tendría la función de detonar el despliegue de la animación en 3D de la neurona artificial, el marcador seleccionador selecciona la entrada con su correspondiente peso sináptico, los cuales serían objeto de modificación. El marcador variador de peso sináptico sería el encargado de modificar los valores de estos pesos seleccionados y el marcador variador de entrada, el de variar el estado de la entrada seleccionada. En este caso, tanto el marcador seleccionador como los marcadores variadores interactuarían con el sistema mediante la rotación sobre su eje Z imitando el funcionamiento de una perilla física.

4.3.4.3. Conceptos generados para la enseñanza de la superficie de separación de un perceptrón.

- **Estrategia de ilustración de conceptos**

Concepto a: Mostrar la superficie de separación de un perceptrón de tres entradas previamente entrenada.

Concepto b: Mostrar las superficies de separación generadas por un perceptrón de tres entradas al entrenarse para ejecutar una de cuatro funciones distintas, previamente diseñadas, las cuales pueden ser seleccionadas por el usuario libremente.

Concepto c: Permitirle al usuario entrenar un perceptrón de tres entradas en tiempo real mediante la modificación del vector de la salida deseada donde se observen los efectos que tienen estas variaciones en la superficie de separación.

- **Modelo 3D**

Concepto a: Modelar la superficie de separación dinámica en 3D dentro de un cubo estático imaginario generado por las entradas del perceptrón.

Concepto b: Modelar un cubo dinámico casi transparente generado por las entradas del perceptrón y una superficie de separación en 3D dinámica dentro del cubo dinámico.

- **Interactividad**

Concepto a: Seleccionar una de las funciones predeterminadas mediante la oclusión de un número de marcadores igual al número de funciones predeterminadas.

Concepto b: Contar con un listado de funciones predeterminadas las cuales pueden ser seleccionadas al recorrer hacia arriba o hacia abajo de la lista ocluyendo marcadores de subida y de bajada.

Concepto c: Cambiar el estado de las ocho distintas salidas ocluyendo el marcador correspondiente a cada una de estas y generando el plano de separación de acuerdo a esta combinación de salidas. Se debe ilustrar el la fórmula del plano de separación.

Concepto d: Desplegar el cubo con un solo marcador y tener la opción de clicar las ocho distintas salidas para cambiar el estado de éstas y generar

la superficie de separación de acuerdo a la combinación de salidas que se conformen. Se debe ilustrar el la fórmula del plano de separación.

4.3.4.4. Conceptos generados para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline Gradiente descendente.

- **Estrategia de ilustración de conceptos**

Concepto a: Ilustrar el movimiento de una neurona sobre la superficie del error teniendo la opción de seleccionar tres distintos alfas de aprendizaje.

Concepto b: Ilustrar el movimiento de una neurona sobre la superficie del error teniendo la opción de seleccionar tres distintos alfas de aprendizaje y tres distinto puntos de partida.

- **Modelo 3D**

Concepto a: Ilustrar una superficie de error en 3D y una neurona representada por una esfera que la recorre.

Concepto b: Ilustrar una superficie de error en 2D donde la neurona representada por una esfera la recorre.

- **Interactividad**

Concepto a: Contar con un marcador principal que despliegue el modelo 3D y un marcador seleccionador de alfa.

Concepto b: Contar con un marcador principal que despliegue el modelo 3D, un marcador seleccionador de alfa y un marcador seleccionador de punto de partida.

Concepto c: Contar con un marcador principal que despliegue el modelo 3D, un marcador seleccionador de alfa y el punto de partida sea escogido al azar por la aplicación simulando el funcionamiento real de las redes neuronales.

4.3.4.5. Conceptos generados para la enseñanza del aprendizaje de funciones.

- **Estrategia de ilustración de conceptos**

Concepto a: Ilustrar el entrenamiento de una red neuronal para aprender una función bidimensional.

Concepto b: Ilustrar el entrenamiento de una red neuronal para aprender una función tridimensional.

Concepto c: Ilustrar el entrenamiento de una red neuronal para aprender varias funciones tridimensionales.

- **Modelo 3D**

Concepto a: Modelar una función bidimensional y mostrar su ecuación.

Concepto b: Modelar una función tridimensional y mostrar su ecuación.

Concepto c: Modelar varias funciones tridimensionales y mostrar sus ecuaciones.

- **Interactividad**

Concepto a: Contar con un solo marcador que despliegue la animación ya sea de manera aleatoria o escogida en el caso de contar con un solo ejemplo.

Concepto b: Contar con varios marcadores que desplieguen varios ejemplos de aprendizajes de funciones.

Concepto c: Contar con un marcador principal y otros que seleccionen puntualmente el ejemplo que se desea observar.

4.3.4.6. Conceptos generados para la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation.

- **Estrategia de ilustración de concepto**

Concepto a: Mostrar una animación donde se observe el paso a paso del algoritmo Back Propagation sobre un modelo tridimensional de una red

neuronal donde los valores y fórmulas son tomados en base a valores predeterminados desarrollando así un ejercicio de este algoritmo con valores reales de un caso específico.

Concepto b: Mostrar una animación donde se observe el paso a paso del algoritmo Back Propagation sobre un modelo tridimensional de una red neuronal donde los valores y fórmulas corresponden a la nomenclatura de este tópico ilustrando este procedimiento de manera genérica para cualquier valor de sus variables.

Concepto c: Ilustrar el paso a paso del algoritmo Back Propagation mostrando sólo sus fórmulas y variables sin ilustración de éstas sobre una red neuronal tridimensional.

- **Modelo 3D**

Concepto a: Modelar una red neuronal de tres capas e ilustrar el feedforward y el backforward sobre este modelo.

Concepto b: Modelar una serie de fórmulas y variables que se vayan presentando de manera secuencial.

- **Interactividad**

Concepto a: Contar con un marcador principal que despliegue la animación.

Concepto b: Contar con un marcador principal y un marcador que dé luz verde a cada paso de la animación.

5. SELECCIÓN DE CONCEPTOS

5.1. SELECCIÓN DE CONCEPTOS A NIVEL DE SISTEMA

Dada la versatilidad de la herramienta y su facilidad de uso, se decidió finalmente utilizar FlartToolkit el cual maneja el lenguaje de programación Action Script 3 (AS3) y contiene varios ejemplos los cuales pueden ser utilizados como guía para desarrollar las aplicaciones futuras.

En cuanto a la herramienta de modelado tridimensional realmente ambas propuestas (3DMax y Maya) parecen ser idóneas para la realización de este proyecto y realmente no existe una gran diferencia entre ellas, sin embargo la balanza se inclinó más hacia el software conocido como Maya dada la recomendación de un experto quien también se convertiría en el asesor en el manejo de esta herramienta 3D.

5.2. SELECCIÓN DE CONCEPTOS PARA LAS APLICACIONES DE R.A.

Matriz de tamizado según aplicación de realidad aumentada:

Se evaluó cada uno de los conceptos de cada una de las aplicaciones en una matriz de tamizado para escoger los conceptos que sean más acordes a los requerimientos del cliente previamente levantados. Cada concepto es evaluado bajo la luz de las métricas de estos requerimientos teniendo en cuenta también su ponderación.

5.2.1. Matriz de tamizado para la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica.

Cuadro 3. Matriz de tamizado para la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica

		Educativo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
		5	4	5	5	3,8	
modelo 3D	a	4	4	5	5	5	105
	b	5	5	4	4	3	96,4
	c	5	5	5	5	3,5	108,3
Estrategia	a	4	5	5	5	5	109
	b	5	5	5	5	5	114
interactividad	a			3	5	3	51,4
	b			5	5	5	69
	c			3	3	3	41,4
	d			0	0	5	19

Según las calificaciones que se la dan a los distintos conceptos según la métrica de los requerimientos de los clientes, se llegó a la conclusión de que el mejor concepto para la enseñanza la anatomía de una neurona biológica es el concepto “c” en cuanto a modelado 3D, el concepto “a” en la estrategia de enseñanza y el concepto “a” en la interactividad.

5.2.2. Matriz de tamizado para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial.

Cuadro 4. Matriz de tamizado para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial

		Educativo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
		5	4	5	5	3,8	
estrategia	a	4,5	5	2	3	5	86,5
	b	5	5	5	5	3	106,4
modelo 3D	a	5	5	4	5	5	109
	b	5	5	5	5	5	114
interactividad	a			2	3,5	5	46,5
	b			4	4,2	4,5	58,1
	c			4	4,2	4,5	58,1
	d			5	5	3,7	64,06

Según las calificaciones que se la dan a los distintos conceptos según la métrica de los requerimientos de los clientes, se llegó a la conclusión de que el mejor concepto para la enseñanza de la composición y el funcionamiento de una neurona artificial es el concepto “b” en cuanto a estrategia de enseñanza, el concepto “b” en el modelo 3D y el concepto “c” en la interactividad.

5.2.3. Matriz de tamizado para la enseñanza de la superficie de separación generada por un perceptrón.

Cuadro 5. Matriz de tamizado para la enseñanza de la superficie de separación generada por un perceptrón

		Educativo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
		5	4	5	5	3,8	
estrategia	a	3,5	5	3	3	5	86,5
	b	4,5	5	4,5	4	4,5	102,1
	c	5	5	5	5	3,5	108,3
modelo 3D	a	5	5	4	5	5	109
	b	5	5	5	5	5	114
interactividad	a			4,5	4,5	2,5	54,5
	b			4,5	4	4	57,7
	c			5	5	2,5	59,5
	d			5	5	5	69

Según las calificaciones que se la dan a los distintos conceptos según la métrica de los requerimientos de los clientes, se llegó a la conclusión de que el mejor concepto para la enseñanza de la superficie de separación generada por un perceptrón es el concepto “c” en cuanto a estrategia de enseñanza, el concepto “b” en el modelo 3D y el concepto “c” en la interactividad.

5.2.4. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline gradiente descendente.

Cuadro 6. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline

		Educativo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
		5	4	5	5	3,8	
estrategia	a	5	5	4,5	5	5	111,5
	b	5	5	5	5	5	114
modelo 3D	a	5	5	5	5	5	114
	b	4,5	4	5	5	5	107,5
interactividad	a			4,8	4,8	4,5	65,1
	b			5	5	4	65,2
	c			4,8	5	4,5	66,1

Según las calificaciones que se la dan a los distintos conceptos según la métrica de los requerimientos de los clientes, se llegó a la conclusión de que el mejor concepto para la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline es el concepto “b” en cuanto a estrategia de enseñanza, el concepto “a” en el modelo 3D y el concepto “c” en la interactividad.

5.2.5. Matriz de tamizado para la enseñanza del aprendizaje de funciones de una red neuronal.

Cuadro 7. Matriz de tamizado para la enseñanza del aprendizaje de funciones de una red neuronal

		Educativo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
		5	4	5	5	3,8	
estrategia	a	4	3,5	4	4	5	93
	b	4,5	5	4	4	5	101,5
	c	5	5	4,5	4,5	5	109
modelo 3D	a	4	3,5	4	4	5	93
	b	4,5	5	4	4	5	101,5
	c	5	5	4,5	4,5	5	109
interactividad	a			3,5	4,5	5	59
	b			5	4,5	3,5	60,8
	c			5	5	5	69

Según las calificaciones que se la dan a los distintos conceptos según la métrica de los requerimientos de los clientes, se llegó a la conclusión de que el mejor concepto para la enseñanza del aprendizaje de funciones de una red neuronal es el concepto “b” en cuanto a estrategia de enseñanza, el concepto “a” en el modelo 3D y el concepto “c” en la interactividad.

5.2.6. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation.

Cuadro 8. Matriz de tamizado para la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation

		Educativo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
		5	4	5	5	3,8	
estrategia	a	4,8	5	4,5	4	5	105,5
	b	5	5	4,5	4	5	106,5
	c	5	3,5	4	4	5	98
modelo 3D	a	5	5	5	4	5	109
	b	3,5	3,5	4,5	4	5	93
interactividad	a			4,5	4,5	5	64
	b			4,5	5	4,3	63,84

Según las calificaciones que se la dan a los distintos conceptos según la métrica de los requerimientos del cliente, se llegó a la conclusión de que el mejor concepto para la enseñanza del aprendizaje de funciones de una red neuronal es el concepto “b” en cuanto a estrategia de enseñanza, el concepto “a” en el modelo 3D y el concepto “a” en la interactividad.

5.3. SELECCIÓN DE CONCEPTOS PARA EL SISTEMA DE MARCADORES

Una vez seleccionados los conceptos sobre los cuales se desarrollarían las aplicaciones de realidad aumentada para la enseñanza de redes neuronales se procesó la información en cuanto a la parte física de las aplicaciones. Esta parte física, como bien se observa en la descomposición funcional, consta de los marcadores para cada aplicación y debido a que son siete distintas aplicaciones, se debió realizar otra generación de conceptos alrededor de este sistema partiendo de los distintos conceptos de interactividad seleccionados para las futuras aplicaciones.

Según las propuestas seleccionadas para las diferentes aplicaciones se llegaron a los siguientes conceptos para el sistema de marcadores:

- Usar una sola tableta que contenga cuatro marcadores, los cuales son el número máximo de marcadores requeridos en una aplicación de realidad aumentada propuesto en este proyecto de grado, sobre la cual funcionarán las siete distintas aplicaciones para la enseñanza de redes neuronales.
- Realizar una cartilla con un sistema de marcadores independientes para cada aplicación con un pequeño resumen del tópico de la aplicación y un pequeño instructivo de uso.
- Usar distintos marcadores sueltos los cuales el usuario podrá usar de la manera en la que más le convenga.

Cuadro 9. Selección de conceptos para el sistema de marcadores

CONCEPTO	Eduactivo	Gráfico	Interactivo-Intuitivo	funcionalidad	Portabilidad	Total
	5	4	5	5	3,8	
a	4	3,5	4,5	5	5	100,5
b	5	5	5	4	3,5	103,3
c	4	3,5	3,5	3,5	4,5	86,1

Según la evaluación de los distintos conceptos generados dentro del marco de los requerimientos del cliente se llegó a la conclusión de que la mejor opción es el concepto “b”.

6. PRESENTACIÓN DE SOLUCIONES

Para presentar las soluciones específicas en cada aplicación de la realidad aumentada para la enseñanza de redes neuronales artificiales, se describirá en general la solución dada a cada problema particular apoyándose en la descripción de los diagramas de flujo realizados para dicha solución y en las imágenes de dichas soluciones.

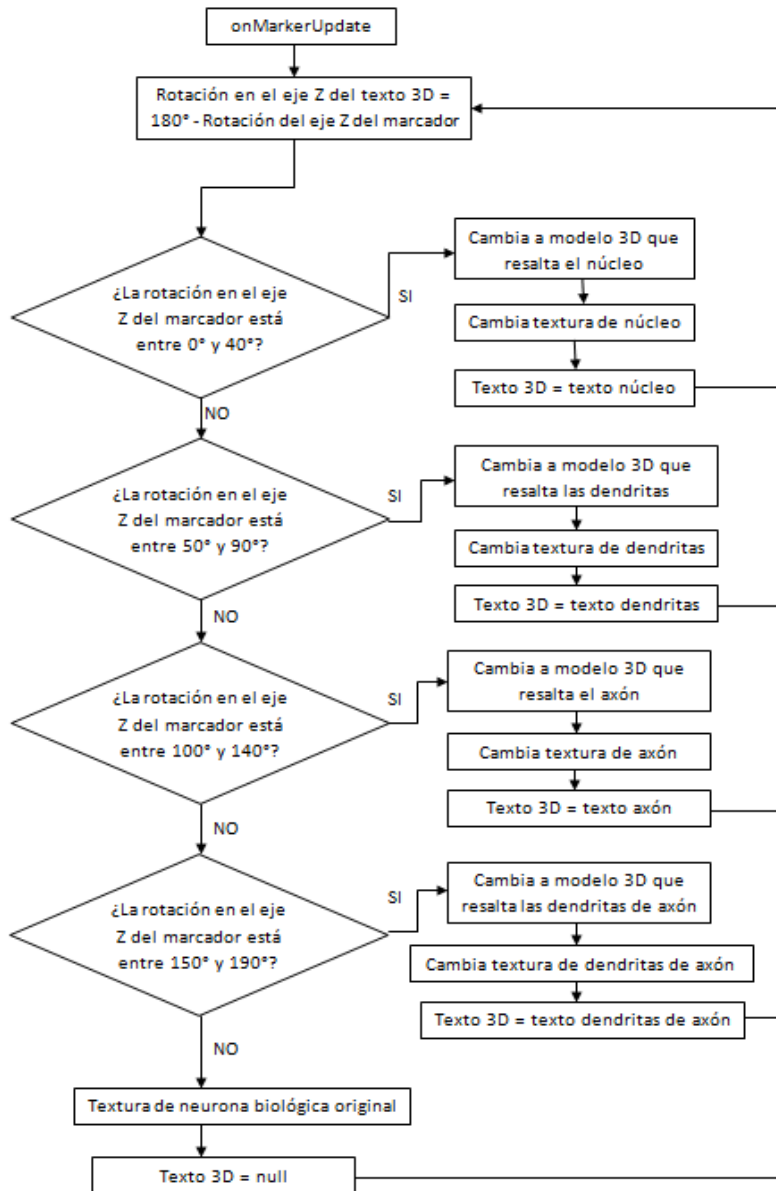
Se recomienda al lector repasar el capítulo 3.2 donde se describe el funcionamiento de la herramienta de realidad aumentada utilizada en este trabajo de grado para tener mayor claridad a la hora de revisar los diagramas de flujo.

6.1. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de la anatomía de una neurona biológica

Para la ilustración de este concepto (véase capítulo 2.1) se abordó desde dos aplicaciones distintas en donde la primera explica la composición anatómica de una neurona y la segunda explica el proceso de la sinapsis la cual es igualmente importante siguiendo los lineamientos definidos en la selección de conceptos.

6.1.1. Composición anatómica de una neurona. Este concepto (véase capítulo 3.1.1) se abordó desde la pedagogía del reconocimiento y clasificación de figuras donde el usuario tiene la posibilidad de observar una neurona tridimensional desde todos sus ángulos permitiendo diferenciar cada parte anatómica que la compone. En esta aplicación la neurona biológica cambia su comportamiento y aspecto dependiendo de su posición, de tal forma que si la neurona está orientada haciendo más visibles sus dendritas, entonces inmediatamente las dendritas cambiarán de aspecto y la neurona agitará mas vigorosamente estas extremidades con el fin de llamar la atención del usuario sobre este cuerpo, además aparecerá un letrero tridimensional en pantalla con el nombre de la parte anatómica así como de la función que ésta realiza dentro de la neurona biológica. Esto con el fin de que la persona reconozca esta parte anatómica tanto por su geometría y posición así como por su nombre y su función. Esta técnica se usa igualmente para ilustrar cada una de las partes anatómicas que componen a una neurona biológica.

Figura 20. Diagrama de flujo neurona biológica



En el diagrama de flujo anterior se observa cómo la aplicación actualiza su modelo 3D y su textura de acuerdo a la rotación del marcador así como de la neurona biológica en pantalla. El texto 3D también varía de acuerdo a esta rotación sin embargo cuenta con un algoritmo que le permite estar siempre de frente a la cámara.

Las siguientes imágenes son ejemplos de la aplicación en funcionamiento:

Figura 21. Neurona Biológica señalando núcleo

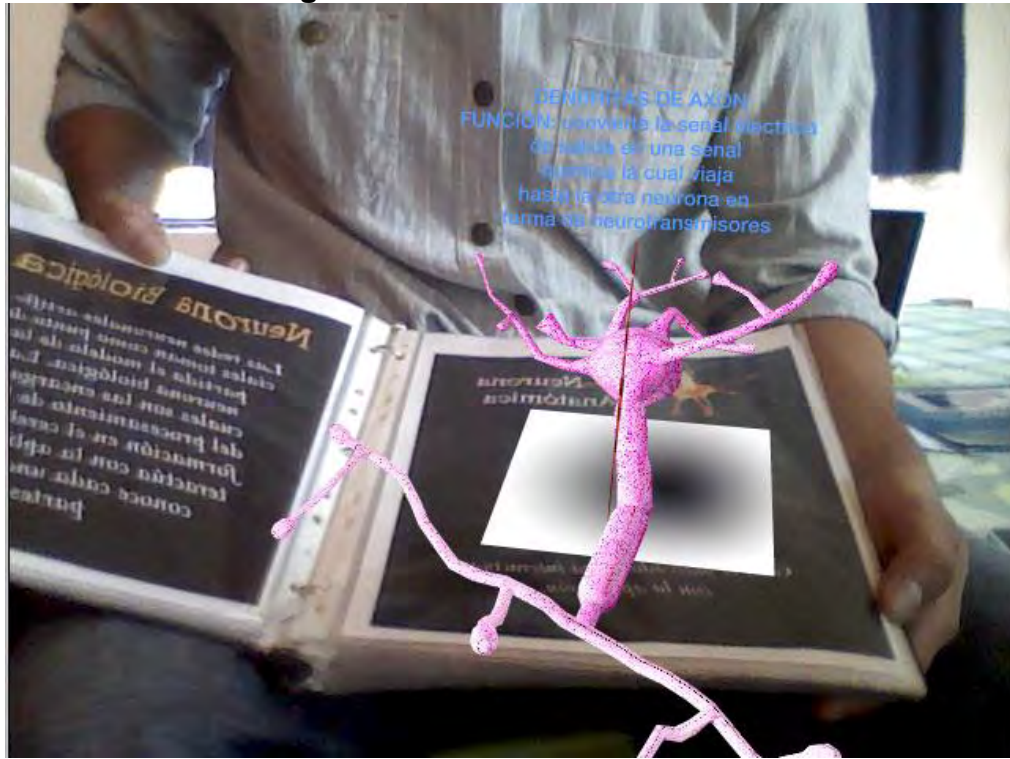


Figura 22. Neurona Biológica señalando Dendritas de axón

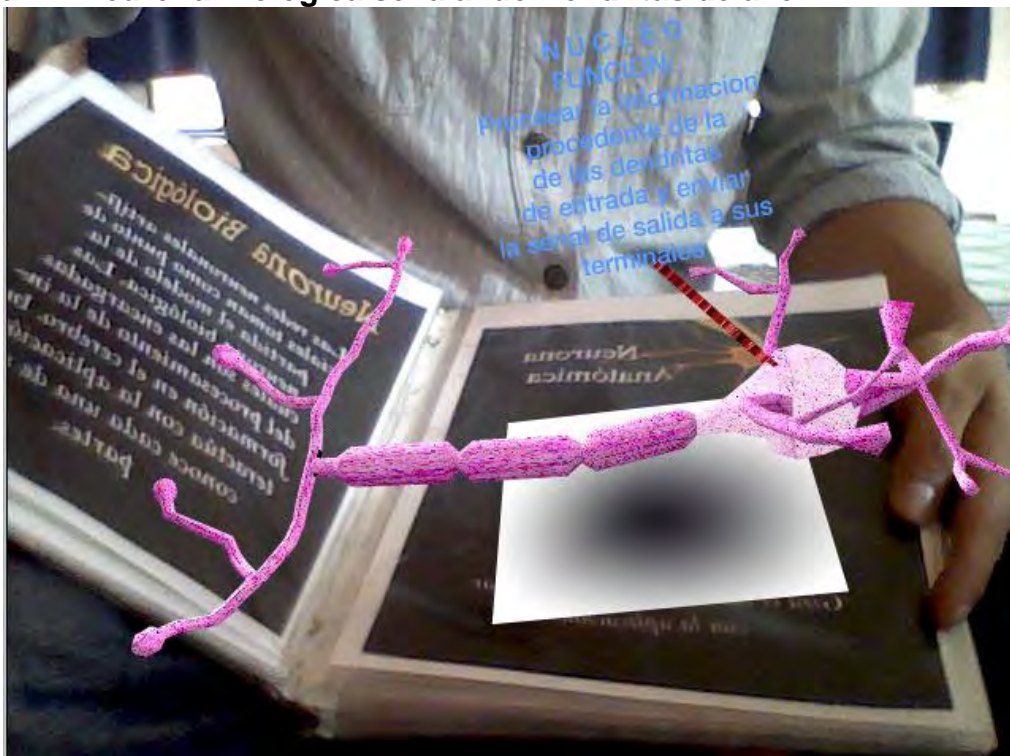
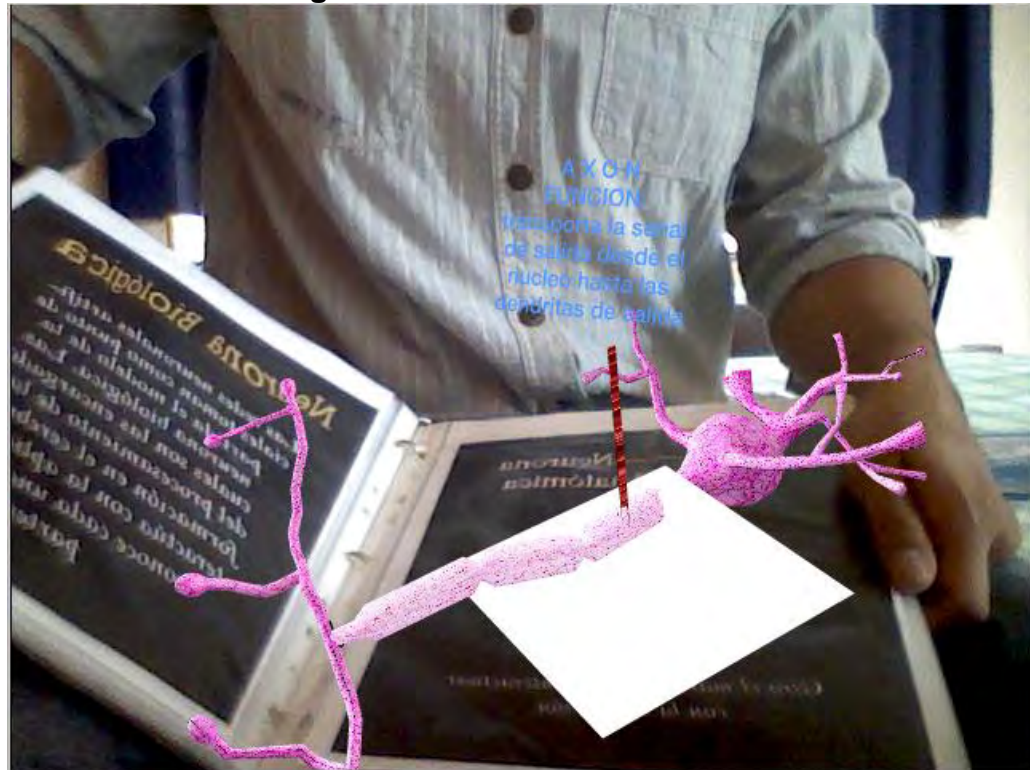


Figura 23. Neurona Biológica señalando Dendritas



6.1.2. La sinapsis. Para ilustrar este concepto, se ilustra de manera tridimensional la forma en la que la información viaja en forma química de una dendrita de salida a una dendrita de entrada produciendo el fenómeno llamado sinapsis. La ilustración se realiza visualizando, inicialmente, la mitad superior de una neurona conectada a otras neuronas a través de sus dendritas. A su lado se visualiza un acercamiento entre una dendrita de salida y una dendrita de entrada donde se puede apreciar el proceso de la sinapsis. Este acercamiento aumenta su tamaño una vez es seleccionado para priorizar la visualización de este proceso.

Este método pedagógico es meramente visual donde el usuario es capaz de reconocer en qué lugar de las neuronas ocurre la sinapsis y cómo ocurre este proceso.

Figura 24. Diagrama de flujo sinapsis

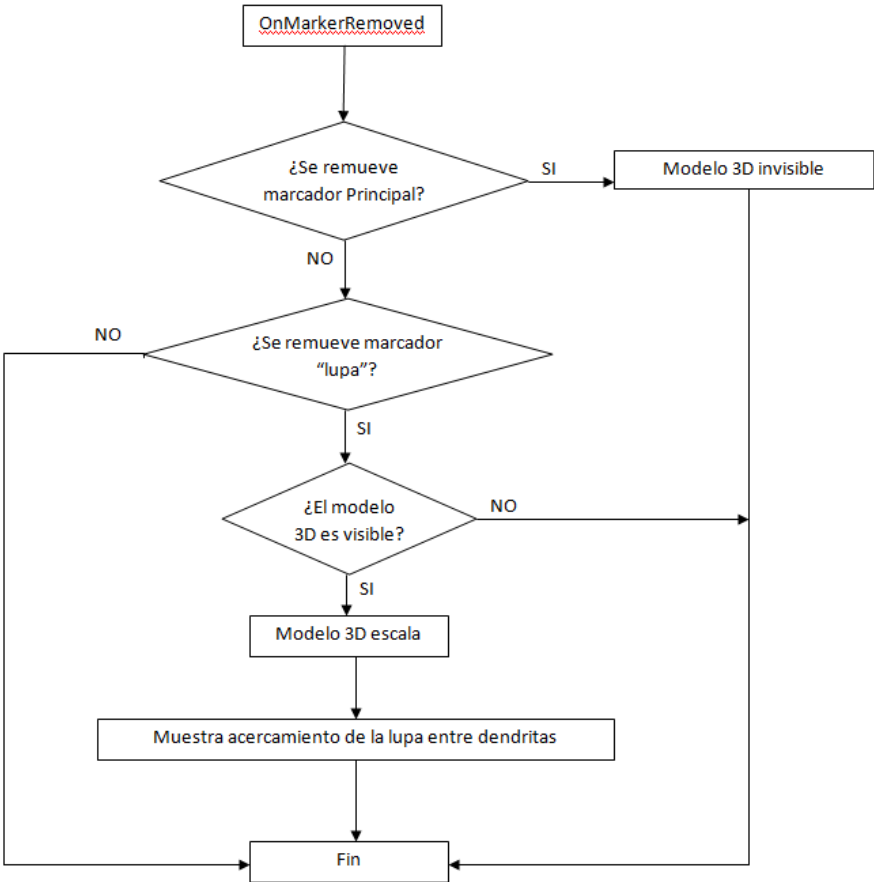


Figura 25. Neurona Biológica conectada a otras neuronas



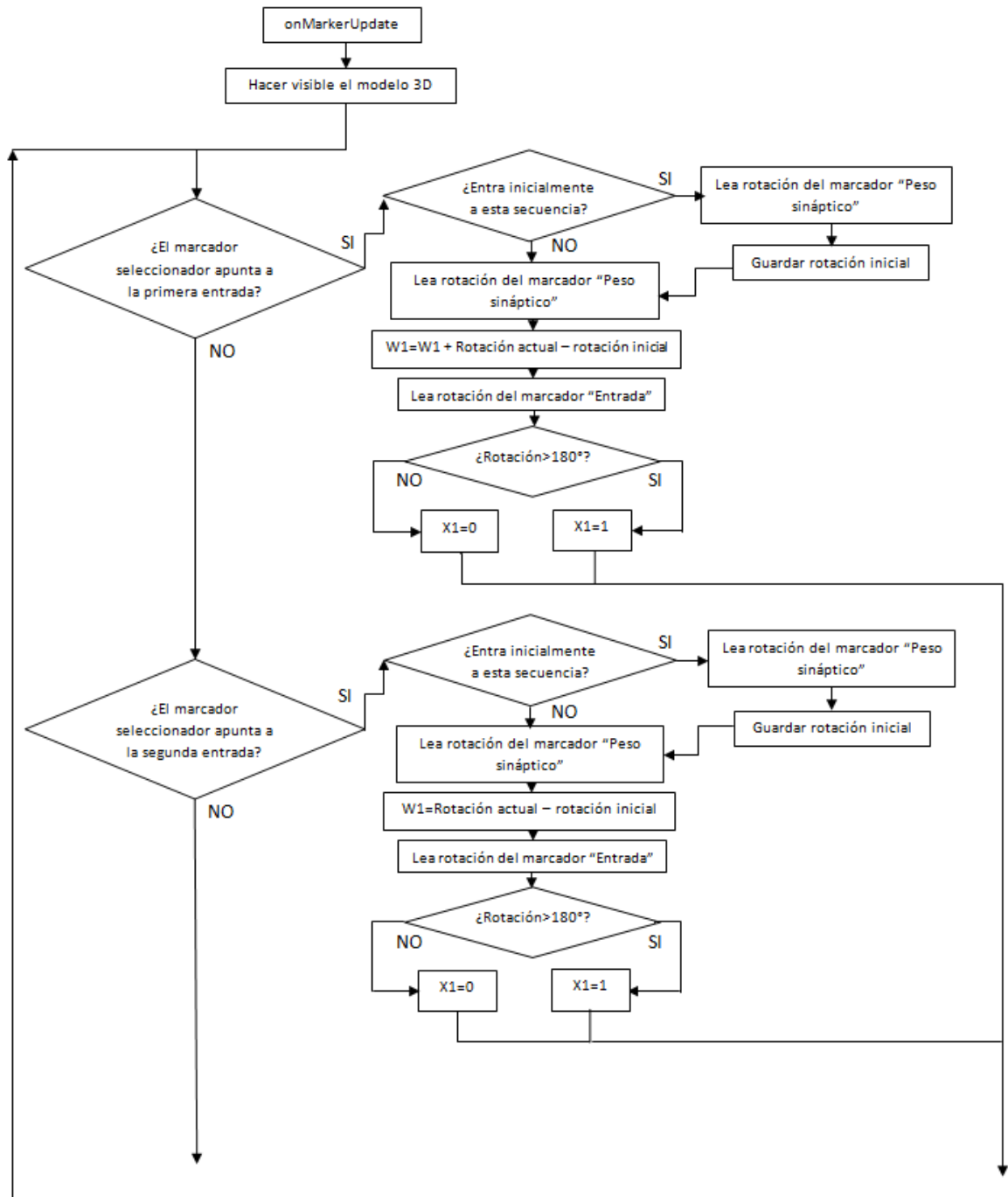
Figura 26. Neurona Biológica acercada en sinapsis

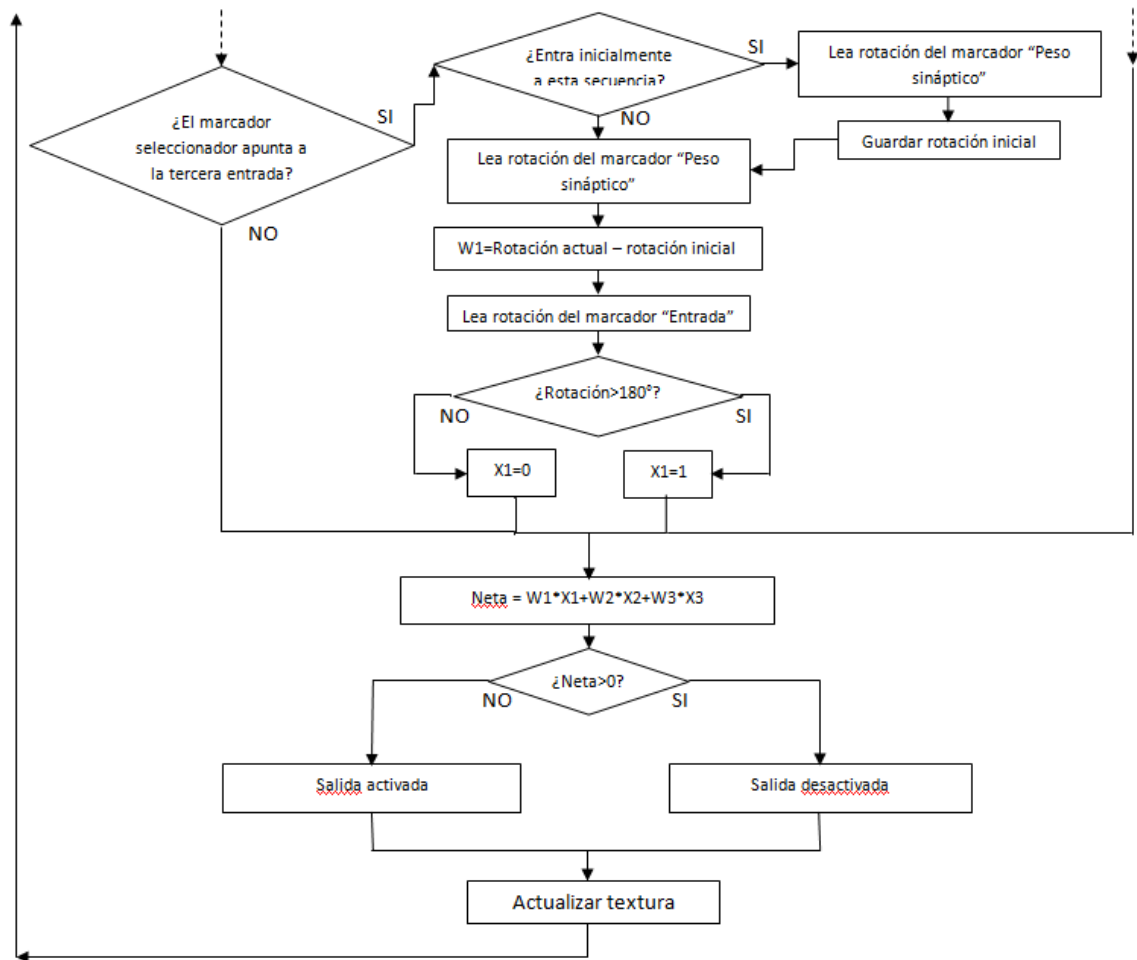


6.2. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de una neurona artificial

Este concepto (véase capítulo 3.1.2.) se ilustra a través de una didáctica lúdica e interactiva donde se muestra el modelo de una neurona artificial en tres dimensiones la cual es completamente funcional e interactiva, es decir, que esta neurona es capaz de almacenar información y mostrar el estado de su salida en tiempo real de acuerdo al estado de sus entradas y al valor de sus pesos sinápticos así como de su bias los cuales son valores completamente modificables por el usuario. Por ende, el estudiante tiene la posibilidad de interactuar con la neurona artificial modificando sus pesos sinápticos y el estado de sus entradas observando el efecto que tienen éstos valores sobre el resultado final en la red y sobre su salida en tiempo real. De esta manera el usuario puede observar activamente el funcionamiento de una neurona artificial asimilando más rápidamente este concepto. La representación gráfica de esta neurona artificial se despliega de la misma manera en la cual se ilustra en los libros tradicionalmente, con el fin de conservar su representación gráfica y su nomenclatura intrínseca con la única diferencia de estar representada en tres dimensiones.

Figura 27. Diagrama de flujo neurona artificial





En el diagrama de flujo de esta aplicación se observa cómo la aplicación salva los valores de los pesos sinápticos y de las entradas dependiendo de la rama seleccionada. Además cuenta con un algoritmo que protege cambios indeseados en los valores de los pesos sinápticos pues su valor se calcula de acuerdo al cambio de orientación relativa dentro de la selección y no absoluta al eje Z. Una vez salvados estos valores se calcula el valor de la neta y así mismo se activa o desactiva la salida de la neurona artificial. Posteriormente se actualiza la textura de la neurona de acuerdo a estos valores.

Figura 28. Ejemplo A ilustración de Neurona Artificial



Figura 29. Ejemplo B ilustración de Neurona Artificial

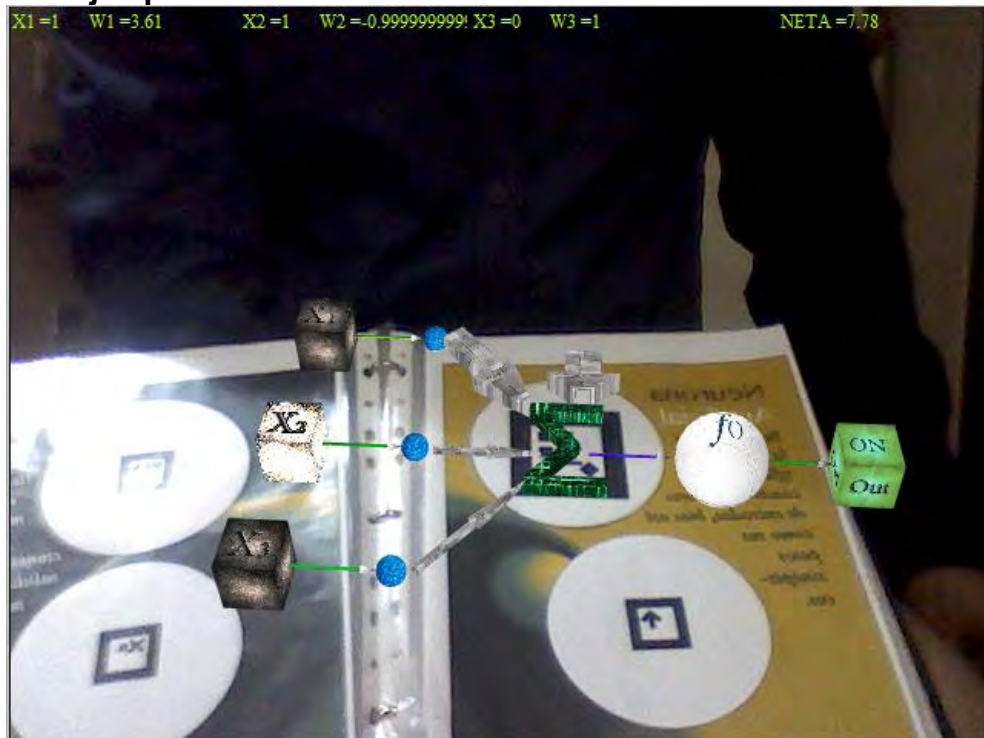
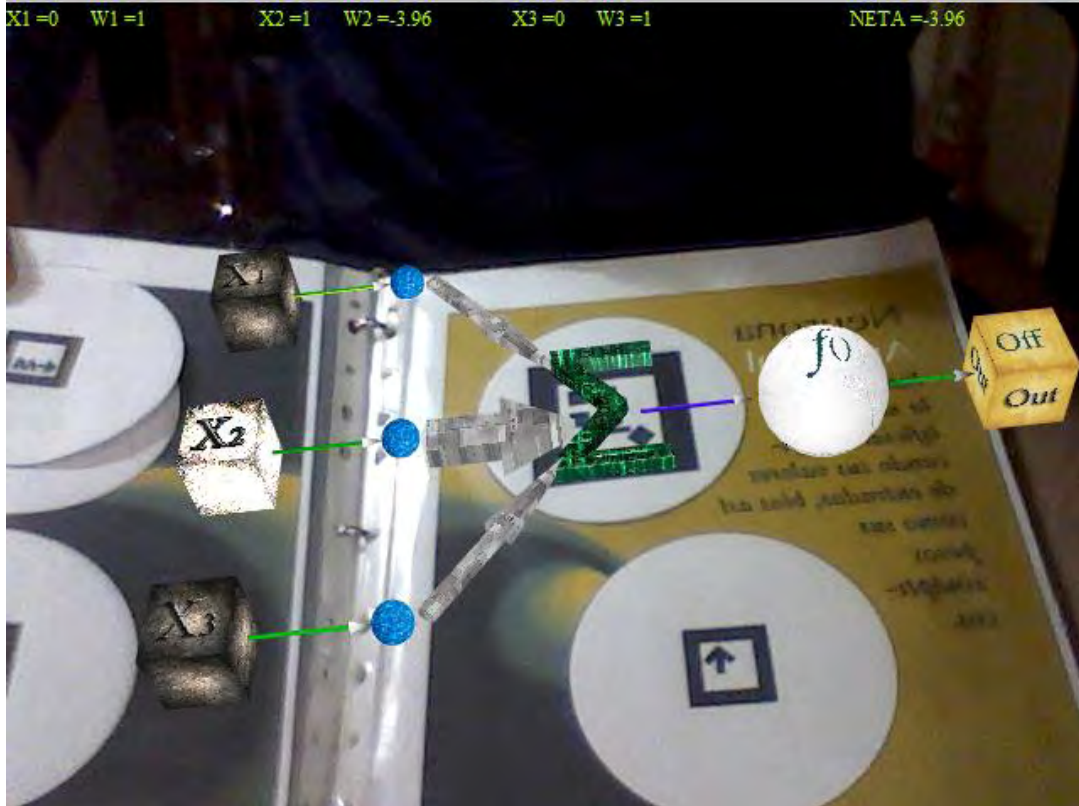


Figura 30. Ejemplo C ilustración de Neurona Artificial

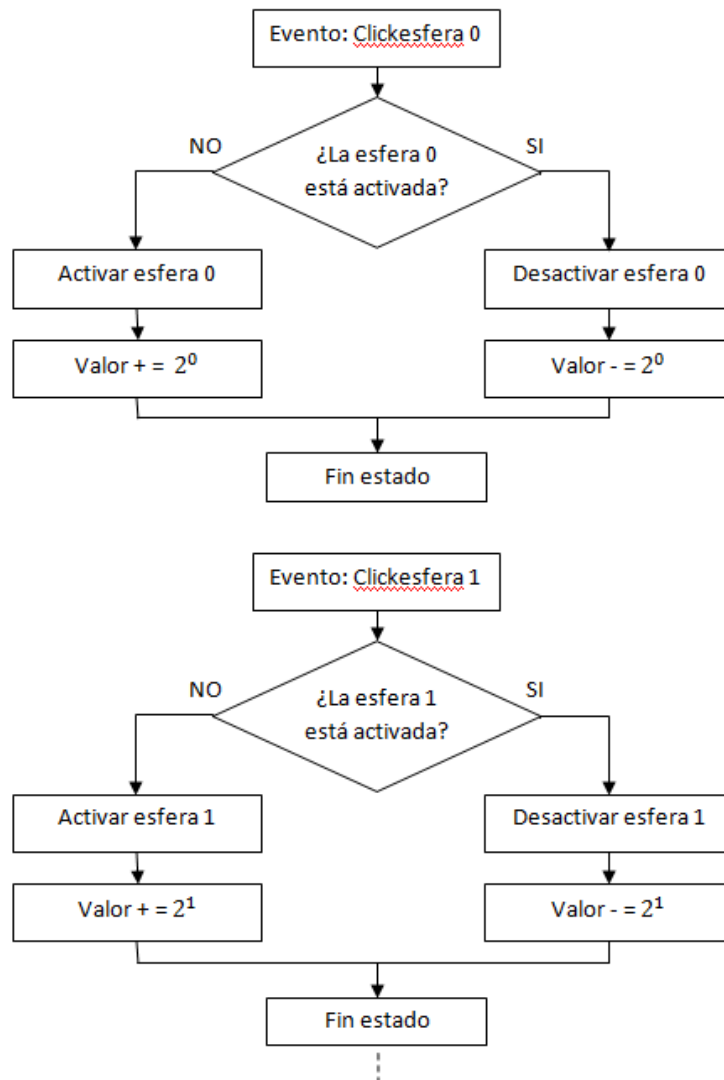


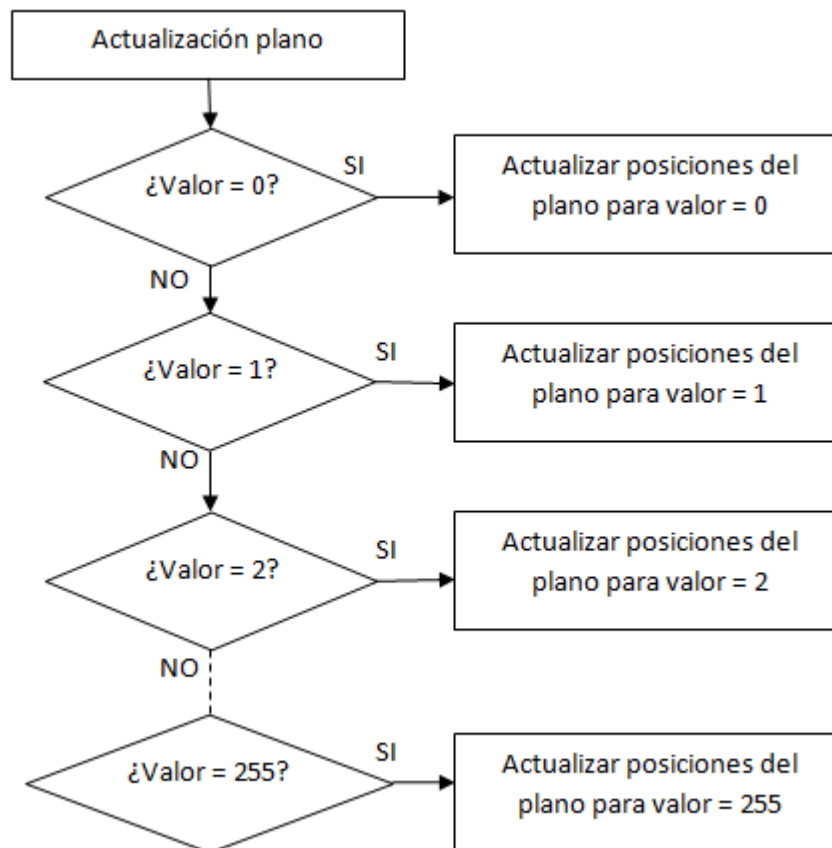
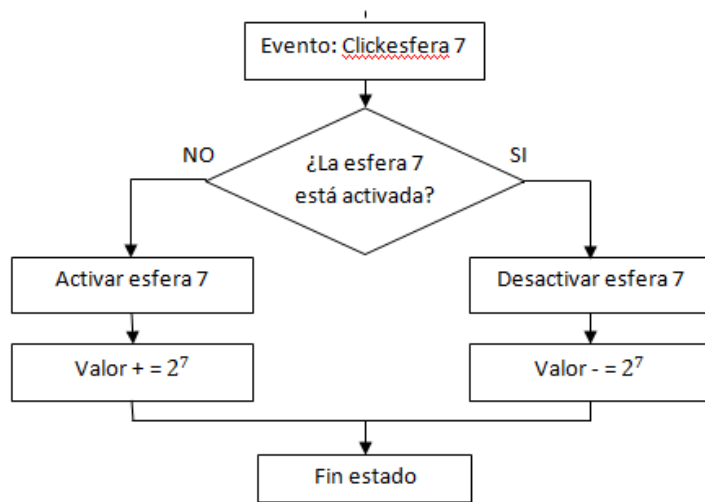
6.3. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza de la superficie de separación creada por un perceptrón

Para usar la realidad aumentada con el fin de complementar la ilustración de este concepto (véase capítulo 3.1.3.) se elaboró mediante una didáctica lúdica un espacio interactivo donde un cubo perfecto, creado por las 3 entradas de un perceptrón (características) donde cada entrada compone un eje del espacio, alberga las 8 posibles combinaciones entre sus tres características las cuales se representan por medio esferas interactivas. En los vértices de este cubo se observan estas esferas interactivas las cuales representan una combinación específica de los valores de las tres entradas. Estas esferas son de color azul por defecto, lo cual significa que su valor es igual a 0, sin embargo el usuario podrá modificar este valor a 1 punzando click sobre este cuerpo lo cual ocasionará que su color cambie a rojo y viceversa. Una vez el perceptrón tenga la posibilidad de separar los valores iguales a 0 de los valores iguales a 1 mediante una sola superficie (plano), ésta se generará intersecando el cubo realizando la respectiva separación. De esta manera se ilustra cómo un perceptrón agrupa los valores

iguales entre sí (1 o 0) y separa estos dos grupos mediante un plano siempre y cuando éste sea linealmente separable. Además de esto se muestra en pantalla la ecuación de este plano creado en función de los valores de las salidas y las entradas con lo cual el usuario podrá verificar resultados de ejercicios desarrollados para la comprensión de este tópico. Con esta didáctica el usuario tiene la posibilidad de observar los distintos planos de separación que un perceptrón de tres entradas es capaz de generar. Mediante esta didáctica el estudiante aprende por medio de la observación y de la estimulación del pensamiento lógico donde puede aplicar, discernir y experimentar con los conocimientos adquiridos previamente en el aula de clase.

Figura 31. Diagrama de flujo superficie de separación





En esta aplicación se toma partida de la programación por eventos de AS3 en donde cada esfera es sensible a la acción del click sobre su geometría. Una vez pinchado un click sobre una esfera se produce un evento el cual desencadena la acción de un algoritmo como se puede observar al inicio de este diagrama de flujo.

En esta aplicación, las esferas representan las ocho posibles combinaciones de las entradas de un perceptrón de tres entradas, en donde cada combinación produce una salida con un valor de 1 o 0 de acuerdo a su función según la teoría explicada en el capítulo 2 donde se menciona la limitación del perceptrón de trabajar soluciones de sólo dos clases. El plano de separación generado por este perceptrón debe separar los valores iguales a 1 de los valores iguales a 0 por lo tanto cada esfera solo podrá tomar valores binarios. Por este motivo se decidió abordar esta aplicación haciendo un símil de las ocho esferas como los ocho bits de un byte. Tomando esto en cuenta, un valor se actualizará cada vez que el usuario haga click sobre una esfera de acuerdo al valor significativo de ésta permitiendo simplificar la programación de esta aplicación al contar con un solo valor que indique el estado de las ocho esferas. Esta sección se puede observar en la primera parte del diagrama de flujo. La variable con el nombre "valor" es la variable que me indica cuáles esferas están activas y cuáles no lo están, utilizando esta filosofía del *byte* donde se almacenan las 256 distintas combinaciones posibles entre las esferas en una sola variable optimizando espacio de memoria y haciendo más eficiente el algoritmo.

Posterior a la recopilación de esta información se procede a actualizar la posición y orientación del plano de separación de acuerdo a estos estados los cuales se recopilan en la variable "valor" tal y como se observa en la segunda parte del diagrama de flujo.

Figura 32. Ejemplo A de aplicación superficie de Separación



Figura 33. Ejemplo B de aplicación superficie de Separación



Figura 34. Ejemplo C de aplicación superficie de Separación



6.4. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza del método de aprendizaje de una red Adaline Gradiente descendente

La neurona artificial es capaz de aprender funciones para lo cual se puede apoyar en varios métodos de aprendizaje, uno de los cuales es el método del gradiente descendente (véase capítulo 3.1.5). Por medio de la realidad aumentada se ilustró este concepto mostrando una neurona artificial desplazándose sobre una superficie creada por dos pesos sinápticos vs. El error. La neurona se desplaza por esta superficie emulando el algoritmo del gradiente descendente hasta que encuentra su punto de más bajo de error, momento en el cual se detiene. En esta aplicación el usuario tiene la posibilidad de seleccionar distintos valores para el alfa observando el efecto que tiene éste sobre el error final, además la aplicación se encargará de situar el punto de partida inicial al azar emulando lo que sucede en los entrenamientos de redes neuronales reales, causando que la neurona termine en distintos puntos mínimos locales (valles) o en el mínimo global. Se puede apreciar también el comportamiento que tienen estos alfas según el espacio en donde se encuentren pues un alfa grande ubicado en el mínimo global podría ocasionar la oscilación del sistema sin embargo si la neurona parte cerca a un mínimo local, muy seguramente este alfa grande ocasionará que el mínimo local

sea pasado de largo y esta neurona termine en el mínimo global. Estas situaciones y otras más son ilustradas en esta aplicación con el fin de que el estudiante asimile mejor este concepto y dimensione de manera efectiva los efectos del alfa en el entrenamiento de una red neuronal con gradiente descendente constante.

Figura 35. Diagrama de flujo método OnMarkerUpdate aplicación red Adaline

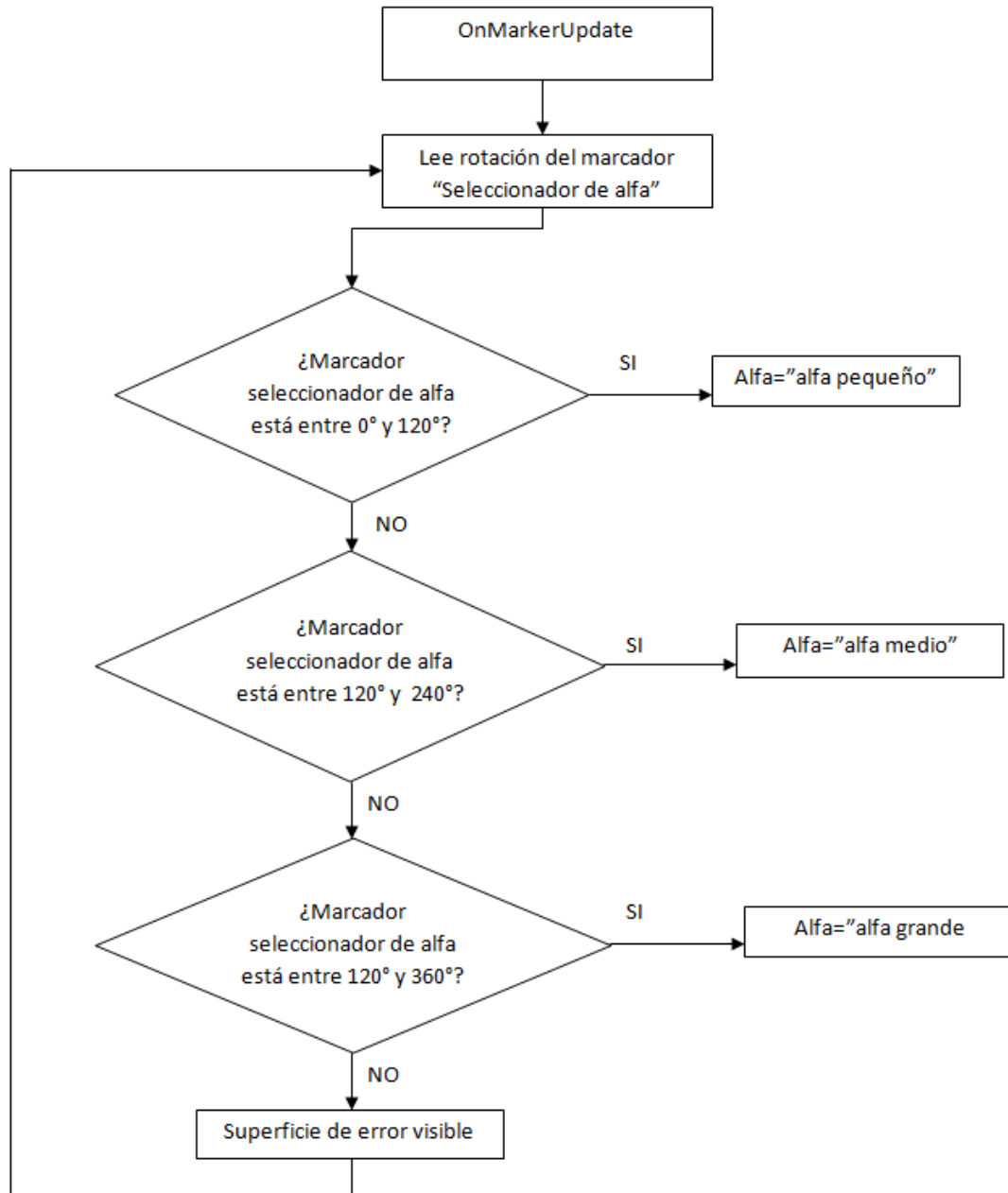
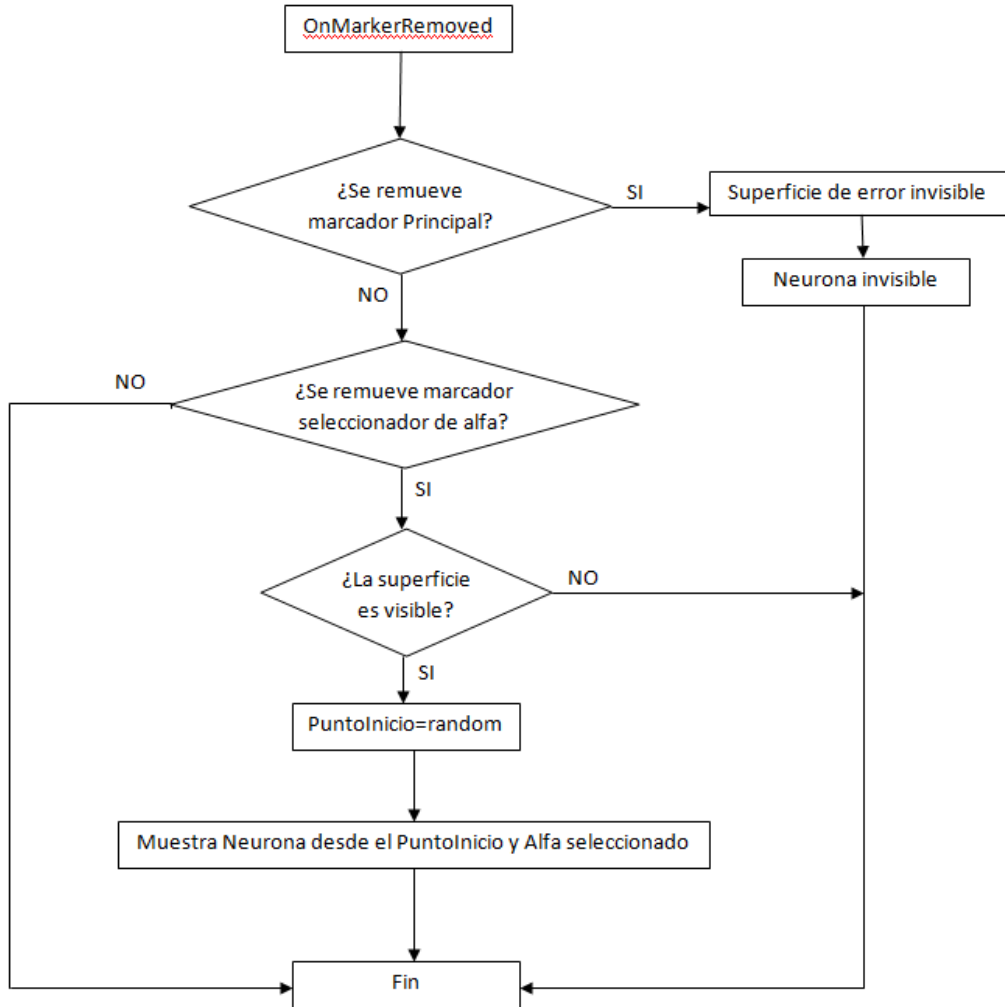


Figura 36. Diagrama de flujo método OnMarkerRemoved aplicación red Adaline



Como se observa en los diagramas de flujo, esta aplicación, al igual que algunas otras de este proyecto de grado, utiliza dos de los principales métodos propios de flarmanager, el método onMarkerUpdate y el método onMarkerRemoved. En el primer método se implementa el algoritmo responsable de interacción con el usuario para la selección del alfa mientras que en el segundo método se implementa el algoritmo responsable de dar inicio a la animación según alfa escogido. Este último se implementa en el método onMarkerRemoved dado que el principio de interacción con el que funciona la aplicación es la oclusión. Dado este principio, una vez el marcador seleccionador es removido (ocluído por el usuario) la aplicación empieza la animación de acuerdo al valor del alfa escogió.

Figura 37. Ejemplo A Aplicación Superficie de Error

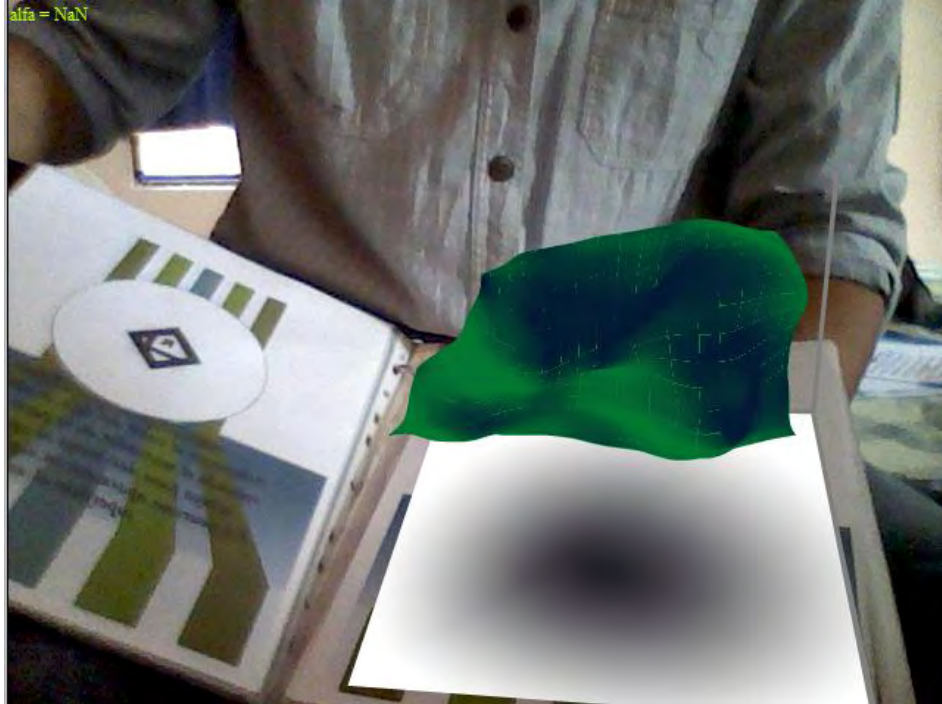
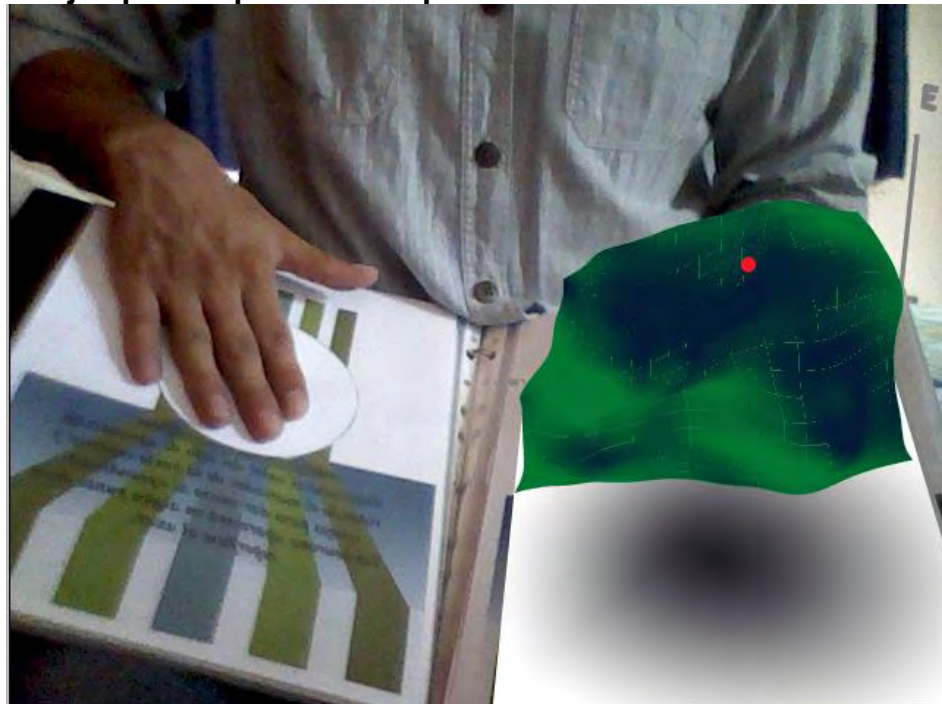


Figura 38. Ejemplo B Aplicación Superficie de Error



6.5. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza del aprendizaje de funciones

En esta aplicación se ilustra de manera tridimensional la manera en la que una red neuronal entrena para aprender una función matemática. En este caso en especial, la red neuronal es capaz de aprender tres funciones diferentes. Una vez el usuario ubique el marcador correspondiente frente a la cámara, la animación de este aprendizaje se despliega en pantalla. La selección de la animación a ilustrar se realiza de manera aleatoria por la aplicación simplificando la interacción. Una vez la red neuronal aprende la función deseada, el usuario podrá contemplar su forma desde todos sus ángulos pues esta superficie alcanzada empieza a rotar sobre su propio eje Z de manera automática. Además se muestra la fórmula de la ecuación matemática que corresponde a la función de entrenamiento de la red neuronal.

Figura 39. Diagrama de flujo método Aprendizaje de funciones onMarkerAdded

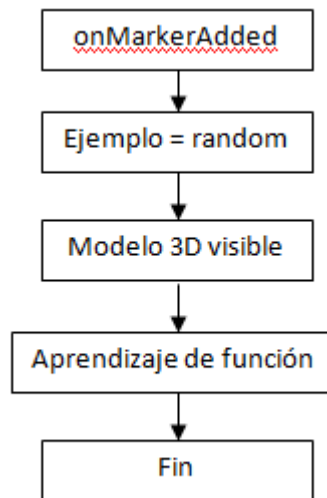
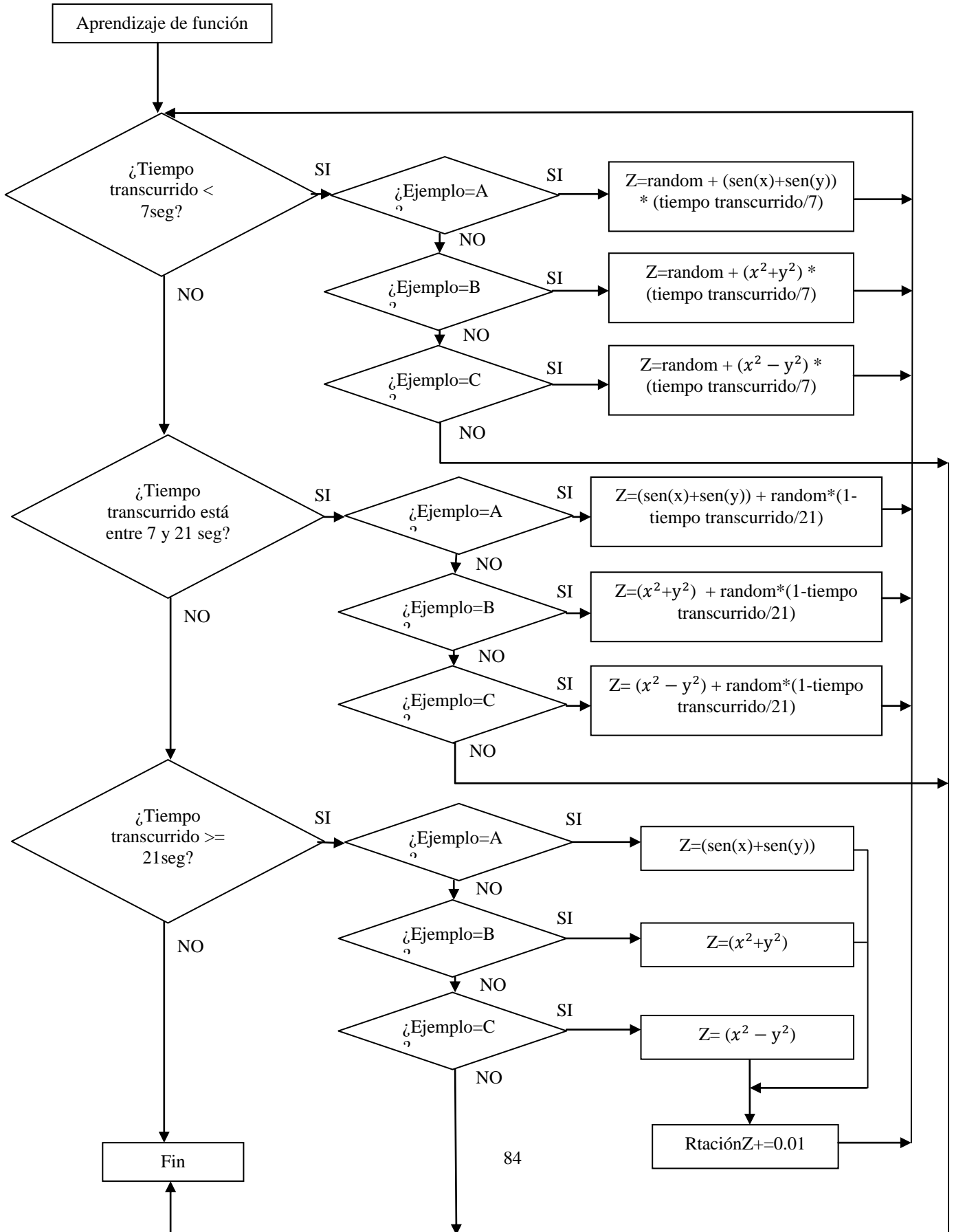


Figura 40. Diagrama de flujo método Aprendizaje de funciones



En el diagrama anterior se puede observar que la animación de los planos se realiza haciendo uso exclusivamente de la programación que la librería Papervision3D ofrece para la animación de cuerpos tridimensionales. En este caso, el algoritmo escoge una de tres funciones al azar y una vez seleccionada procede a animar la simulación de aprendizaje en tres pasos. En el primer paso se muestra un plano el cual varía de forma randómica pero al cual se le suma progresivamente la función que esta red debe aprender. La amplitud de esta función de aprendizaje es 0 en el segundo 0 y es 1 en el segundo 7 de tal manera que cuando la animación alcanza los 7 segundos, el plano tiene la forma de la función de aprendizaje mas el plano randómico creando la apariencia de que el plano está aprendiendo dicha función de manera progresiva. El siguiente paso se desarrolla a partir de los 7 segundos, donde la función randómica empieza a decrecer en amplitud realizando un proceso inverso al realizado por la función de aprendizaje en el paso anterior. Esto quiere decir que en el segundo 7 la función randómica tiene amplitud 1 y en el segundo 14 tiene amplitud 0 lo cual quiere decir que en el momento en el que la animación alcanza los 14 segundos el plano ha perdido completamente su variación randómica para terminar ilustrando sólo la función de aprendizaje. Para este momento el usuario alcanza a contemplar ya la función de aprendizaje sin ninguna variación y así se da lugar al último paso del algoritmo el cual se encarga de que el modelo 3D de la función de aprendizaje inicie una leve rotación sobre su eje Z con el fin de exponer al usuario el modelo 3D desde todos sus ángulos.

Este procedimiento se realiza para cada una de las tres funciones predeterminadas en esta aplicación.

Figura 41. Ejemplo A Aplicación Aprendizaje de funciones

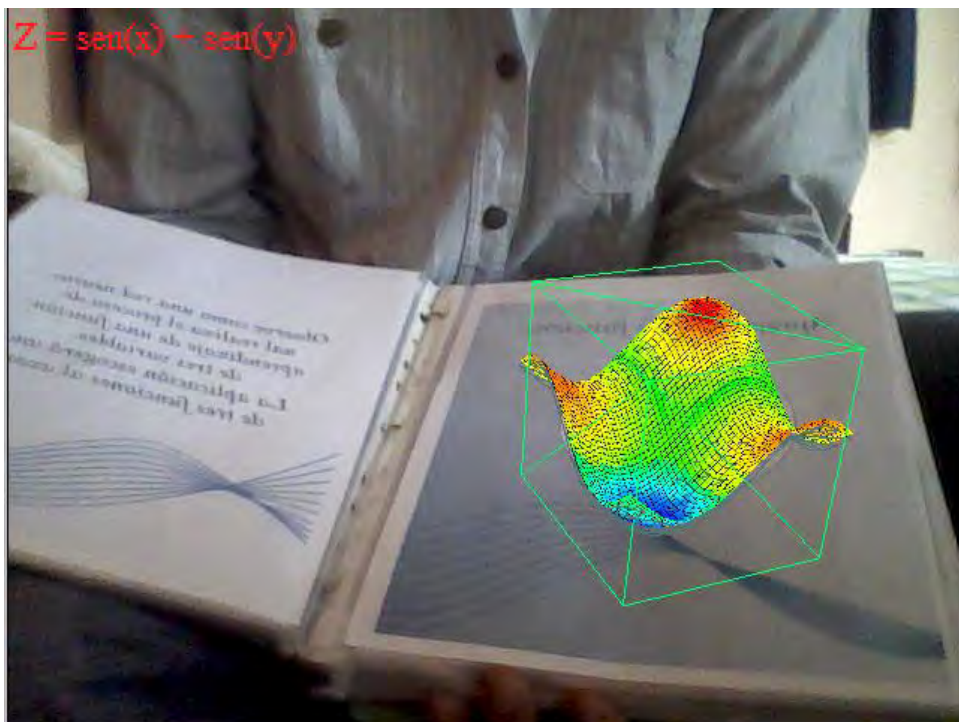


Figura 42. Ejemplo A Aplicación Aprendizaje de funciones

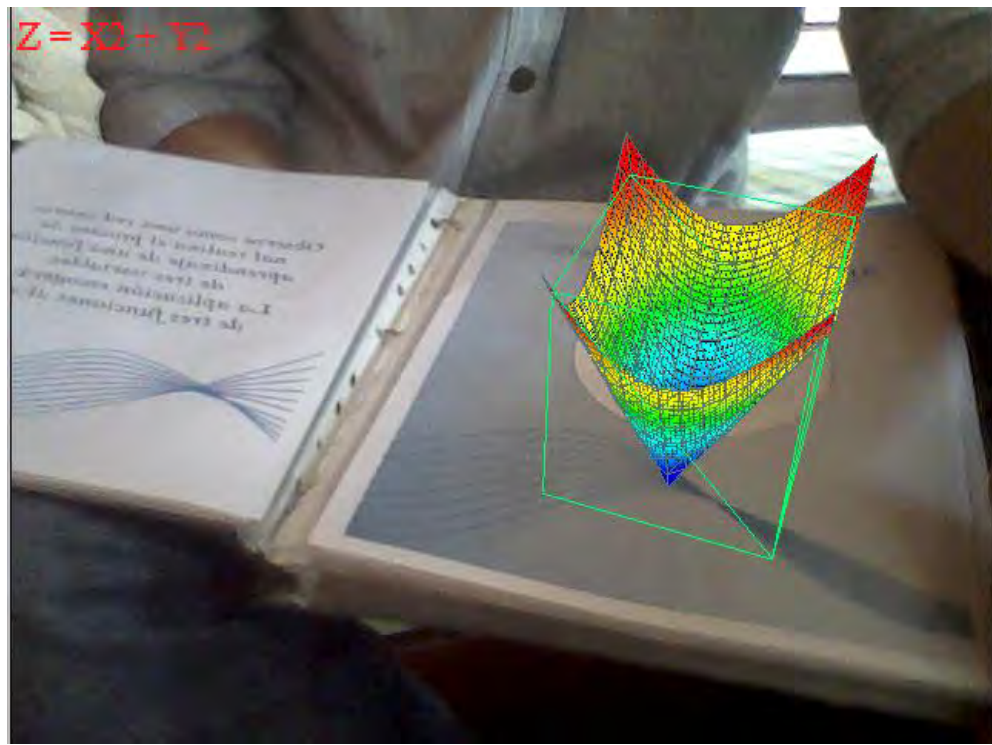
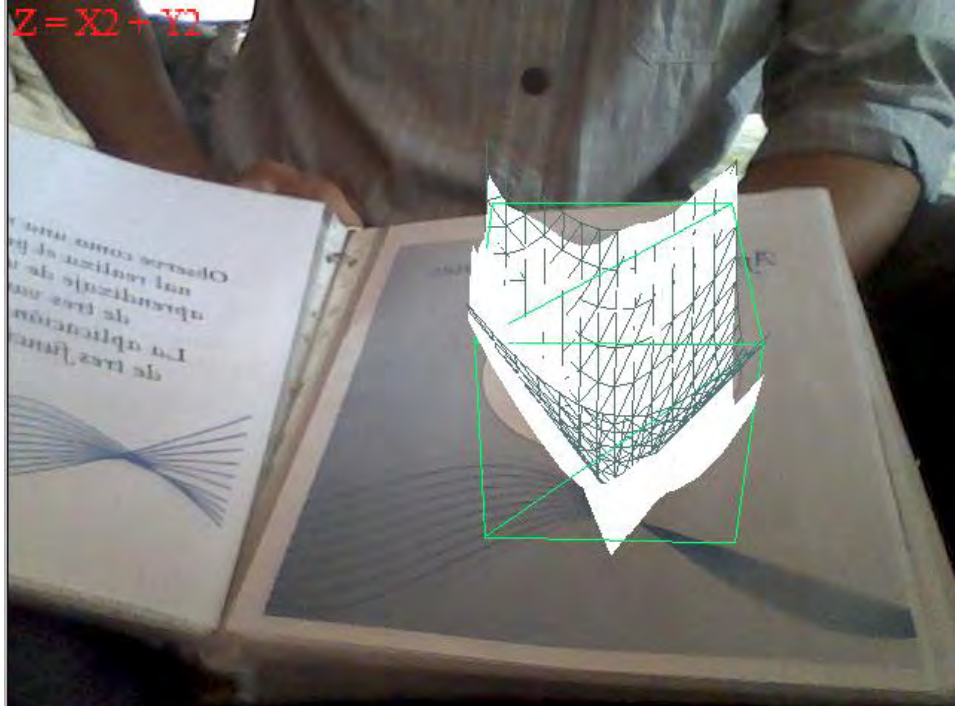
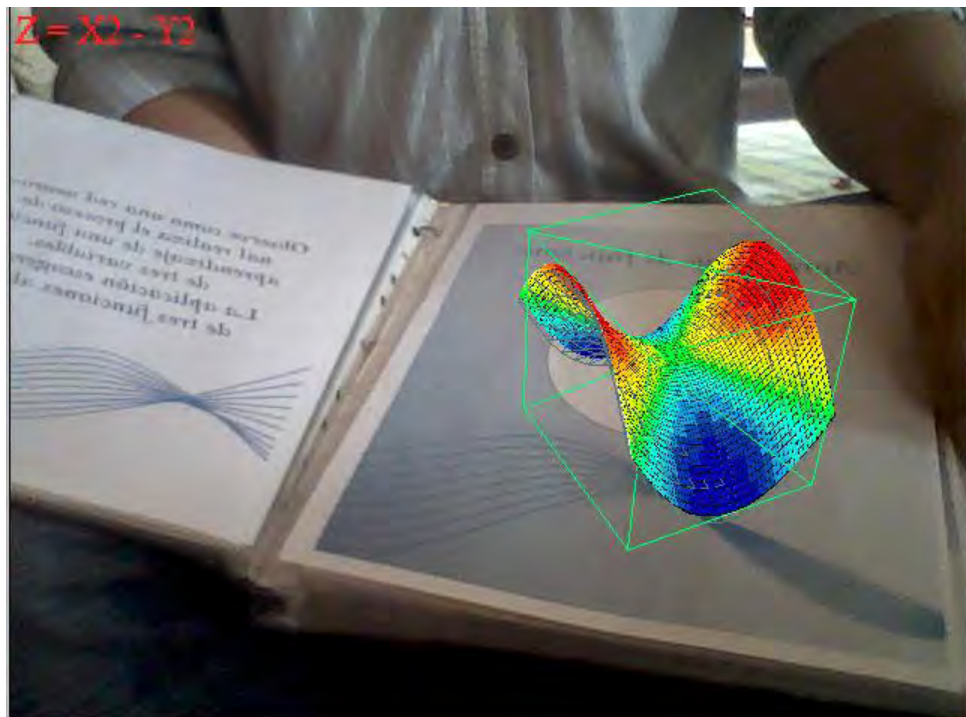
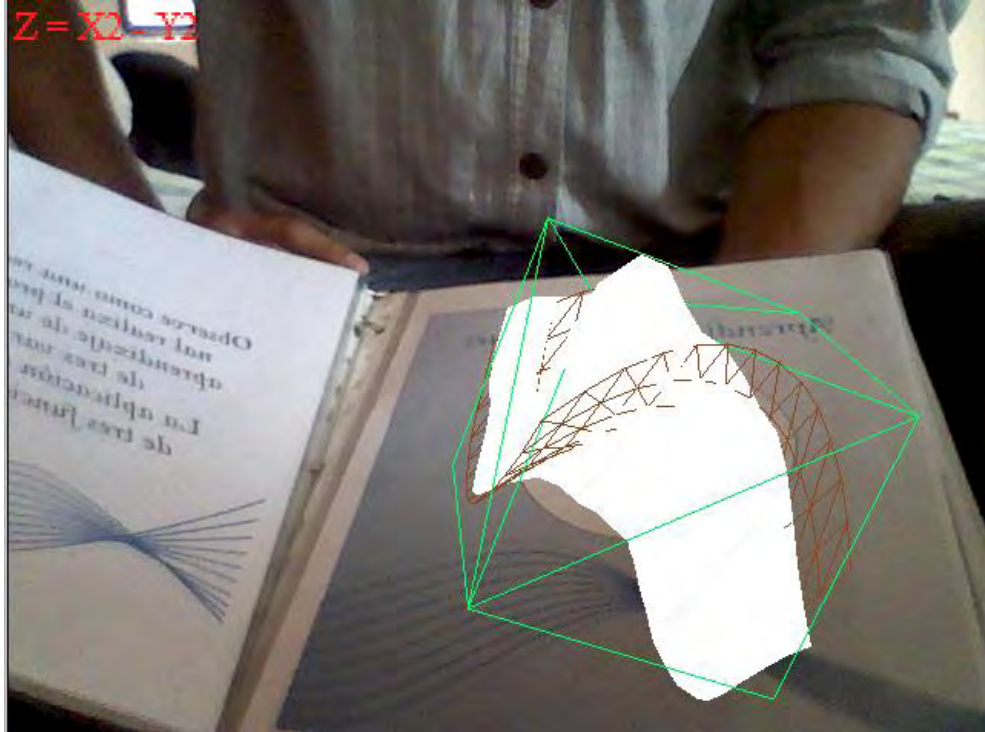


Figura 43. Ejemplo A Aplicación Aprendizaje de funciones



6.6. Aplicación de la realidad aumentada para complementar la enseñanza del método de aprendizaje Back Propagation

Este método de aprendizaje es de gran importancia en el tópico de las redes neuronales artificiales. Su método es de un grado de complejidad considerable al tener en cuenta que su algoritmo es relativamente extenso comparado con otros algoritmos de aprendizaje. Es por ello que este trabajo de grado ilustra este método de manera tal que se muestra gráficamente el paso a paso de este método de aprendizaje donde el usuario podrá tener una visión más global y detallada de los pasos a seguir en el cálculo de una red neuronal usando este algoritmo brindando una comprensión más amplia de los conceptos vistos en clase.

Figura 44. Diagrama de flujo aplicación Back propagation

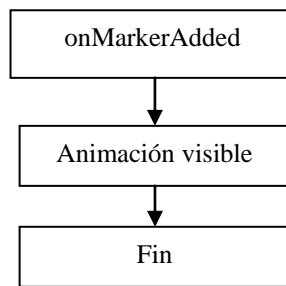


Figura 45. Ejemplo A Aplicación back propagation

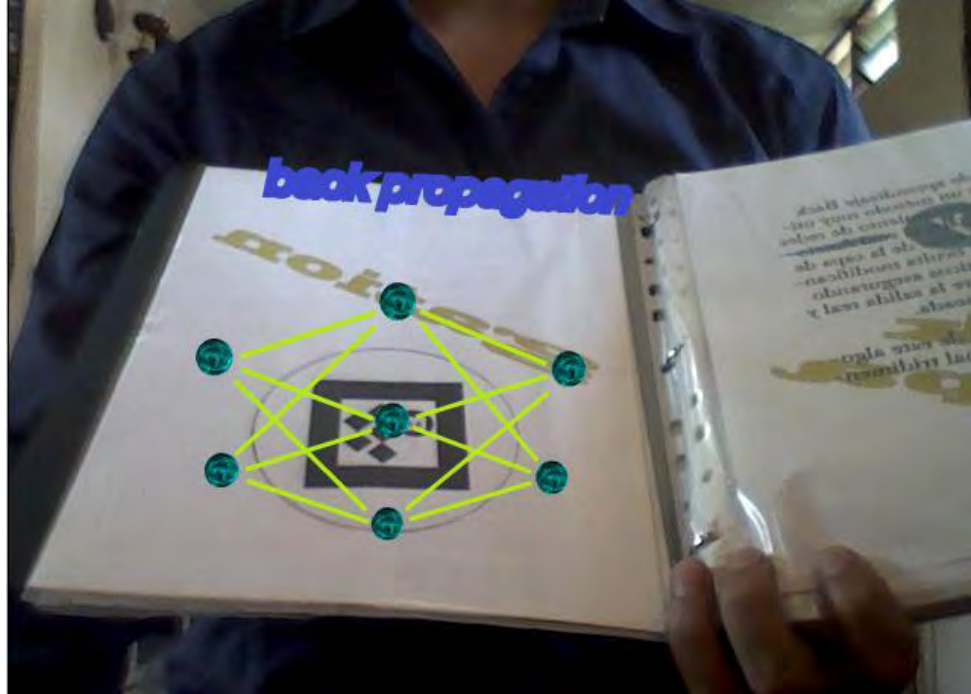


Figura 46. Ejemplo B Aplicación back propagation

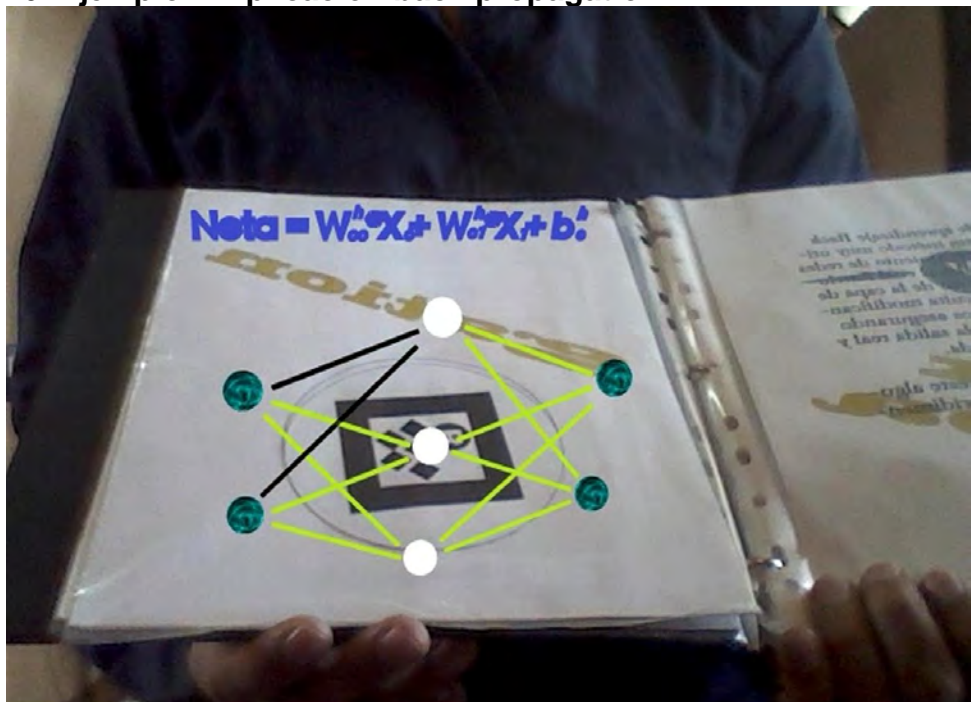
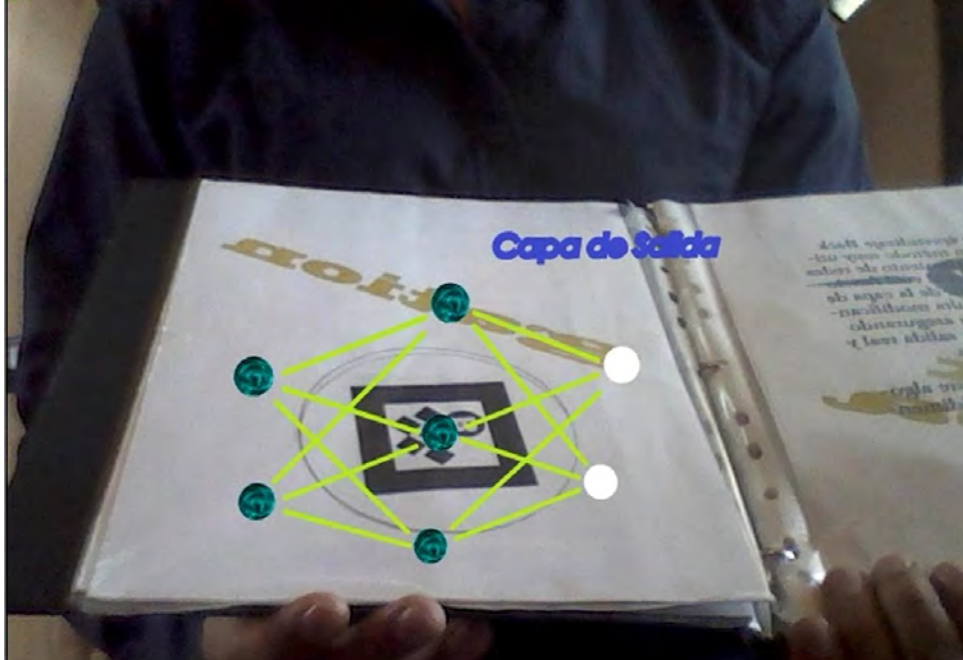


Figura 47. Ejemplo C Aplicación back propagation



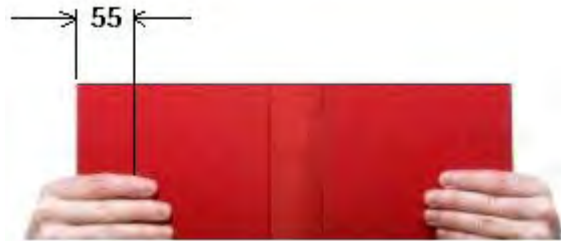
6.7. Sistema de marcadores

El sistema de marcadores planteado, de acuerdo a la selección de conceptos, se basa en una cartilla dentro de las cuales se encuentran distintos grupos de marcadores independientes para cada aplicación. Cada aplicación cuenta con un espacio de dos páginas en donde se ubican los marcadores móviles y estáticos según la necesidad. Además, cuenta con un pequeño resumen educativo del concepto a ilustrar y unas guías básicas de uso de la aplicación haciendo de este sistema algo sencillo y fácil de usar. También cuenta con un diseño elegante y llamativo lo cual aporta a la presentación estética de la solución la cual es requerimiento expresa del cliente.

Esta cartilla tiene dimensiones de 260mm x 230 mm para dar espacio en su interior a los marcadores. Dado que algunos de los marcadores deben tener la posibilidad de girar sobre su propio eje se decidió fabricar sus hojas a base de material propalcote de 300mgr para dar dureza y firmeza a sus páginas además de permitir la inserción de broches para la rotación de sus marcadores. Estos últimos son hechos del mismo material que las páginas con el fin de garantizar una larga vida útil de éstos.

Los marcadores giratorios se ubican dentro de la página a 55mm del borde exterior lateral de esta última con el fin de garantizar un diseño ergonómico de esta cartilla pues esta es la distancia promedio entre la huella digital del dedo índice y los nudillos en una posición cómoda.

Figura 48. Ilustración diseño ergonómico distancia de marcadores giratorios

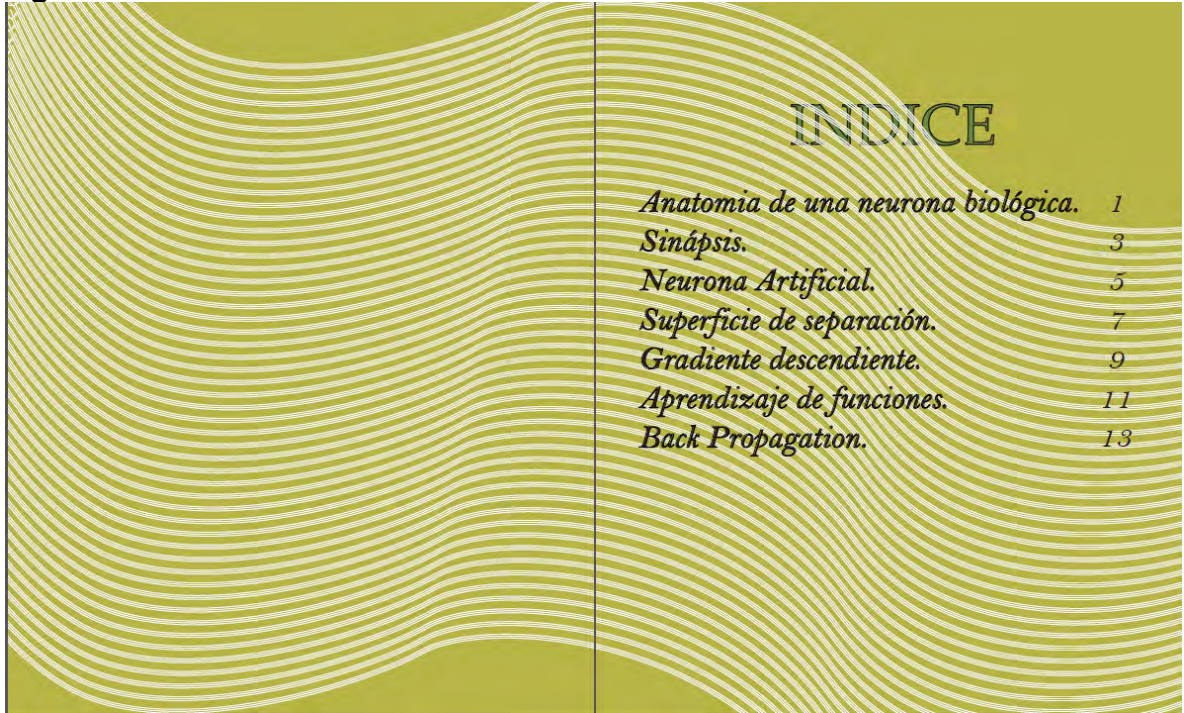


A continuación se ilustra página a página la composición de la cartilla:

Figura 49. Portada Cartilla de marcadores



Figura 50. Índice Cartilla de marcadores



INDICE	
<i>Anatomía de una neurona biológica.</i>	1
<i>Sinápsis.</i>	3
<i>Neurona Artificial.</i>	5
<i>Superficie de separación.</i>	7
<i>Gradiente descendiente.</i>	9
<i>Aprendizaje de funciones.</i>	11
<i>Back Propagation.</i>	13

Figura 51. Páginas aplicación neurona biológica



Neurona Biológica

Las redes neuronales artificiales toman como punto de partida el modelo de la neurona biológica. Las cuales son las encargadas del procesamiento de la información en el cerebro. Interactúa con la aplicación y conoce cada una de sus partes.

Neurona Anatómica



Gira el marcador para interactuar con la aplicación.

Figura 52. Páginas aplicación sinapsis



Figura 53. Páginas aplicación neurona artificial

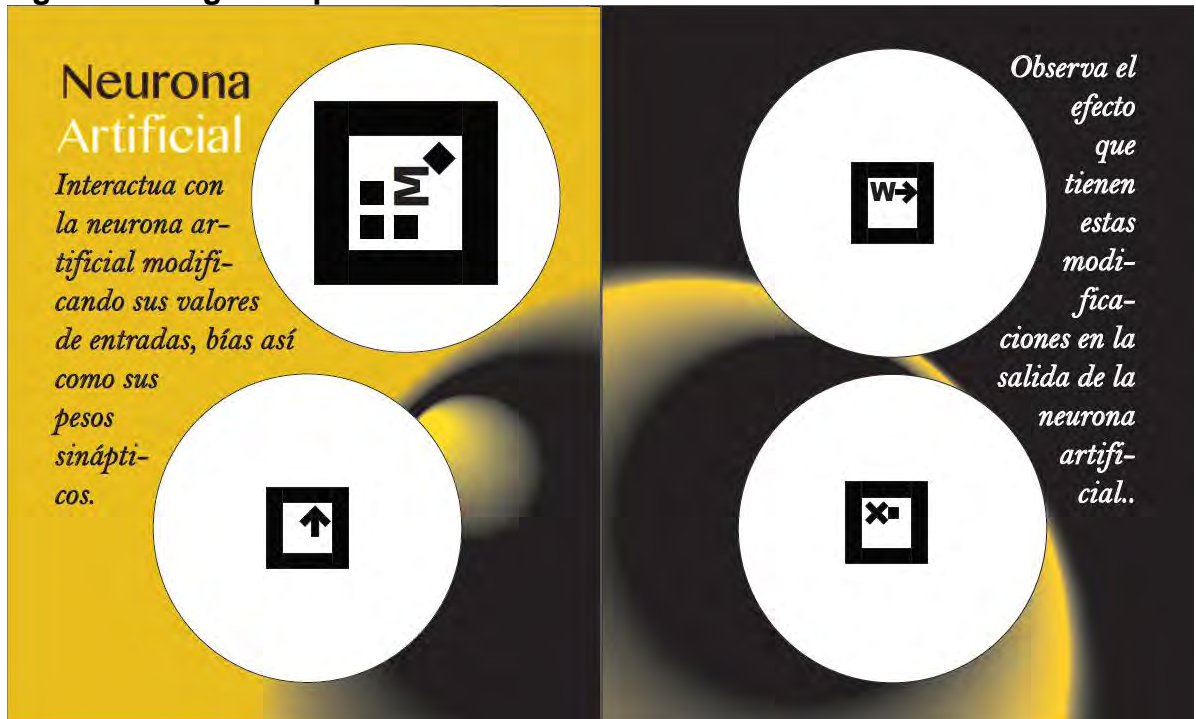


Figura 54. Páginas aplicación superficie de separación



Figura 55. Páginas aplicación red Adaline

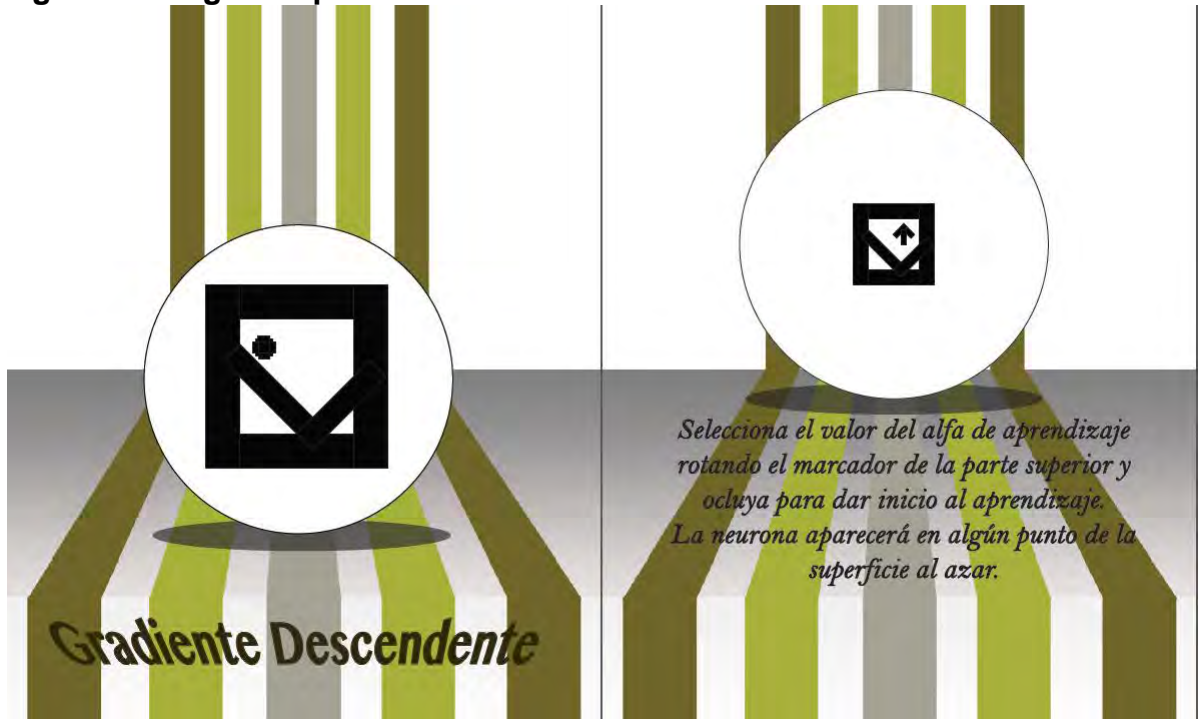
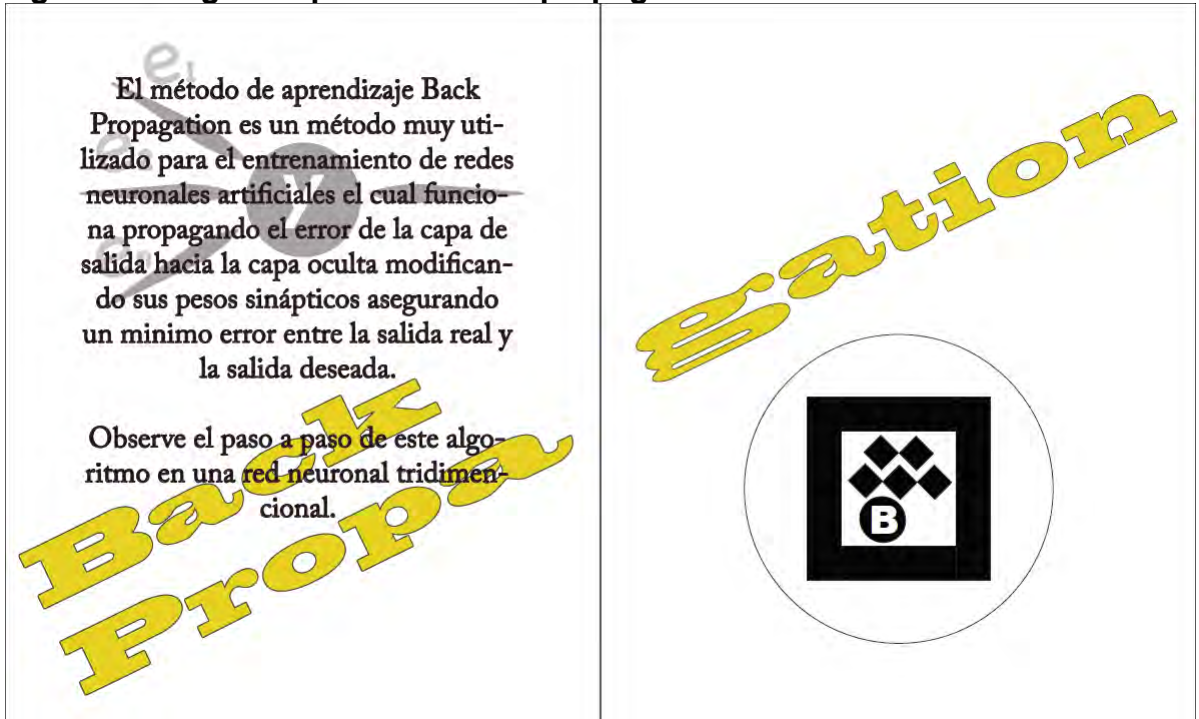


Figura 56. Páginas aplicación aprendizaje de funciones



Figura 57. Páginas aplicación back propagation



7. CONCLUSIONES

- La realidad aumentada es un excelente complemento para los textos educativos de redes neuronales artificiales por su gran potencial gráfico, interactivo y lúdico sin embargo ésta nunca reemplazará los textos educativos pues la realidad aumentada juega un papel complementario en la enseñanza de estos tópicos.
- Los conceptos aprendidos durante la carrera de ingeniería mecatrónica pueden ser aplicados a la solución de distintos problemas en distintas áreas del conocimiento que en ocasiones no tienen relación aparente pero que interpretadas de la manera adecuada brindan soluciones efectivas a problemas planteados en distintos campos.
- La realidad aumentada brinda la posibilidad de ilustrar conceptos abstractos de manera sencilla aportando al estudiante una vista mucho más gráfica de los conceptos estudiados en el aula de clase logrando una asimilación de los conceptos mucho más efectiva y lúdica.
- La realidad aumentada aporta a la enseñanza de redes neuronales usando varias vías de comunicación simultáneamente asegurando una mejor asimilación y recordación de los conceptos expuestos.
- Esta herramienta ofrece una gran gama de posibilidades didácticas en la enseñanza de redes neuronales en un momento de la historia donde los medios audiovisuales juegan un papel cada vez más importante en nuestras culturas y donde el tiempo para la asimilación de los conceptos es cada vez más reducida debido a la cantidad de información que cada vez es más abundante y necesaria en un mundo tan dinámico como lo es el mundo académico y laboral actualmente.

BIBLIOGRAFIA

[1] X. Basogain, M. Olabe, K. Espinosa, C. Rouèche* y J.C. Olabe. Realidad Aumentada en la Educación: una tecnología emergente: Realidad aumentada y la educación. Bilbao, España. 2009.

[2] CREATE Project: Constructivist Mixed Reality for Design [en línea], Education, and Cultural Heritage. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://www.cs.ucl.ac.uk/research/vr/Projects/Create/>

[3] CONNECT Project [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://www.connect-project.net/>

[4] ARISE Project [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: *Augmented Reality in School Environments*. <http://www.ariseproject.org/>

[5] Wikipedia: Realidad Aumentada [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: http://es.wikipedia.org/wiki/Realidad_aumentada

[6] History of Mobil Augmented Reality [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <https://www.icg.tugraz.at/~daniel/HistoryOfMobileAR/>

[7] ARToolKit. Home Page [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <https://www.icg.tugraz.at/~daniel/HistoryOfMobileAR/>

[8] Wikipedia: Red Neuronal Artificial [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: http://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial

[9] Magic Book y otros proyectos [en línea]. The Human Interface Technology Laboratory New Zealand (HIT Lab NZ), University of Canterbury, Christchurch, New Zealand. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://www.hitlabnz.org/route.php?r=prj-list>

- [10] Neuronal Networks Frameworks: Tutorial de redes neuronales [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://www.redes-neuronales.netfirms.com/tutorial-redes-neuronales/la-neurona-artificial-como-simil-de-la-neurona-biologica.htm>
- [11] MIT Handheld Augmented Reality Simulations [en línea]. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://education.mit.edu/ar/>
- [12] Web3D and Augmented Reality to support Engineering Education. Liarokapis, F., Mourkoussis, N., White, M., Darcy, J., Sifniotis, M., Petridis, P., Basu, A., Lister, P.F., World Transactions on Engineering and Technology Education, UICEE, 3(1): 11-14, (2004). ISSN: 1446-2257
- [13] La realidad aumentada: un espacio para la comprensión de conceptos del cálculo en varias variables [en línea]. P. Esteban, J. Restrepo, H. Trefftz, J. E. Jaramillo, N. Álvarez. Universidad Eafit, Medellín, Colombia. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://www.eafit.edu.co/EafitCn/Investigacion/Grupos/Ingenieria/RealidadVirtual/Realidad+Virtual.htm>
- [14] Construct3D. An Application and Framework for using Augmented Reality in Mathematics and Geometry Education. Interactive Media Systems Group, Vienna University of Technology [en línea]. Contact: Hannes Kaufmann. [Consultado 10 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: <http://www.ims.tuwien.ac.at/research/construct3d/>
- [15] Plataforma de **Realidad Aumentada Sin Marcadores** en Entornos Móviles para el Desarrollo de **Asistentes Personales (RASMAP)**. Ministerio de Educación y Ciencia. Programas Nacionales del Plan Nacional de Investigación Científica, Desarrollo e Innovación Tecnológica 2004-2007. TIN2006-15418-C03.
- [16] López Jesús y Caicedo Eduardo. Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico. En revisión Comité Editorial Universidad del Valle. P.7-14. 2008.
- [17] S. Haykin. Neural Networks. A Comprehensive Foundation, IEEE. P.1-8. 1999.

[18] Grupo de inteligencia Artificial. Asignación 3. Universidad Simón Bolívar.p.3-10.2007.

[19] Wikipedia: Perceptrón [en línea]. [Consultado 1 de diciembre de 2011]. Disponible en internet: <http://es.wikipedia.org/wiki/Perceptr%C3%B3n>

[20] Technohobby.net: Perceptrón [en línea]. [Consultado 2 de diciembre de 2011]. Disponible en internet: http://www.tecnohobby.net/ppal/index.php?option=com_content&view=article&id=22:perceptron&catid=42:rna&Itemid=19

[21] ActionScript 3.0 Reference for the Adobe Flash Plataform [en línea]. [Consultado 13 de noviembre de 2011]. Disponible en internet: http://help.adobe.com/en_US/FlashPlatform/reference/actionsript/3/index.html

[22] Maya Users Guide [en línea]. [Consultado 20 de septiembre de 2011]. Disponible en internet: http://download.autodesk.com/global/docs/maya2012/en_us/index.html

[23] faceguySA (productor) *Baking ambient oclusión Maya 2012* [video] recuperado <http://www.youtube.com/watch?v=htqWUct58Uw>

[24] Papervision3D [en línea]. [Consultado 3 de febrero de 2012]. Disponible en internet: <http://code.google.com/p/papervision3d/>

[25] Thumbblraf: Papervision3D interactive material [en línea]. [Consultado 6 de mayo de 2012]. Disponible en internet: <http://thumbleaf.com/journal/?p=79>

[26] Everyday3D: Animating vértices in papervision 3D [en línea]. [Consultado 20 de mayo de 2012]. Disponible en internet: <http://www.everyday3d.com/blog/index.php/2008/05/05/vertex-animation-papervision3d/>

[27] CAWENBERGHS. Gert. A Fast Stochastic Error-Descent Algorithm for supervised Learning and optimization. 5ta edición. San Mateo, California: Morgan Kaufman.1993.