

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN QUÍMICA APLICADA



“ESTADO DEL ARTE SOBRE LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE MOLDEO POR INYECCIÓN DE TERMOPLÁSTICOS”

CASO DE ESTUDIO

PRESENTADO COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE:

ESPECIALIZACIÓN EN QUÍMICA APLICADA

OPCIÓN: PROCESOS DE TRANSFORMACIÓN DE PLÁSTICOS

PRESENTA:

DORA ELVIA ROCHA MARTÍNEZ



CENTRO DE INFORMACIÓN

3 1 AGO 2011

SALTILLO, COAHUILA

AGOSTO 2011

RECIBIDO

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN QUÍMICA APLICADA



“ESTADO DEL ARTE SOBRE LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE MOLDEO POR INYECCIÓN DE TERMOPLÁSTICOS”

CASO DE ESTUDIO

PRESENTADO COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE:

ESPECIALIZACIÓN EN QUÍMICA APLICADA

OPCIÓN: PROCESOS DE TRANSFORMACIÓN DE PLÁSTICOS

PRESENTA:

DORA ELVIA ROCHA MARTINEZ

ASESOR:

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'G. J. G.', positioned above the printed name of the advisor.

JACINTO GUADALUPE RODRÍGUEZ GÓMEZ

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN QUÍMICA APLICADA



“ESTADO DEL ARTE SOBRE LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE MOLDEO POR INYECCIÓN DE TERMOPLÁSTICOS”

CASO DE ESTUDIO

PRESENTADO COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE:


ESPECIALIZACIÓN EN QUÍMICA APLICADA

OPCIÓN: PROCESOS DE TRANSFORMACIÓN DE PLÁSTICOS


PRESENTA:

DORA ELVIA ROCHA MARTÍNEZ

EVALUADORES:



Dr. MARIO H. GUTIERREZ



M.C. Isaura Gc. Ráñez Flores

ÍNDICE

Sección	Página
ÍNDICE DE FIGURAS	i
ÍNDICE DE TABLAS	ii
I. INTRODUCCION	1
1.1 El Mercado del Moldeo por Inyección de Plásticos	1
II. OBJETIVO	4
III. REVISION BIBLIOGRAFICA	4
PARTE 1	
3.1 El Proceso de Moldeo por Inyección de Plásticos	8
3.1.1 Partes de la Maquina de Moldeo por Inyección	8
3.1.1.1 Unidad de Inyección	9
3.1.1.1.1 Partes de la unidad de Inyección	10
3.1.1.2 Unidad de Cierre	12
3.1.2 Molde	14
3.1.2.1 Partes del Molde	14
3.1.2.2 Tipos de Molde	15
3.1.3 Ciclo de inyección	17
3.1.3.1 Tiempos del Ciclo de Inyección	20
PARTE 2	
3.2 El Concepto de Redes Neuronales	22
3.2.1 Diferencias entre el cerebro y una computadora	33
3.2.2 Similitudes entre el cerebro y una computadora	34
3.2.3 Diseño de una Red Neuronal	34
3.3 El Problema de la Optimización en el Procesamiento de Plásticos	35
IV. ESTADO DEL ARTE	36
V. AREAS DE OPORTUNIDAD	48
VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	49
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	50

ÍNDICE DE FIGURAS

	Página
Figura 1. Productividad inventiva del área bajo estudio	5
Figura 2. Productividad inventiva por país	5
Figura 3. Tipo de publicaciones encontradas	6
Figura 4. Principales partes de la máquina de inyección	8
Figura 5. Unidad de Inyección	9
Figura 6. Partes a detalle de la unidad de inyección	10
Figura 7. Partes de la unidad de inyección	11
Figura 8. Unidad de Cierre	12
Figura 9. Partes de la unidad de Cierre	13
Figura 10. Principales partes de un molde	15
Figura 11. Molde de dos platos	16
Figura 12. Molde de tres platos	16
Figura 13. Molde de colada caliente	17
Figura 14. Cierre del Molde e inicio de la Inyección	18
Figura 15. Inyección del material al molde	18
Figura 16. Aplicación de la presión de sostenimiento	19
Figura 17. Plastificación del material	19
Figura 18. Enfriamiento y extracción de la pieza	19
Figura 19. Molde Cerrado	20
Figura 20. Elementos básicos de una neurona artificial	24
Figura 21. Funciones de activación	25
Figura 22. Clasificador de frutas	26
Figura 23. Entrenamiento en Excel	28
Figura 24. Neurona y conexiones sinápticas	30
Figura 25. Detalle de una sinápsis	30
Figura 26. Activación y disparo de una neurona	31
Figura 27. Esquema de una red neuronal antes del entrenamiento	32
Figura 28. Configuración de una Red Neuronal Artificial	32

Figura 29. Ejemplos de Redes Neuronales Artificiales	33
Figura 30. Configuración del modelo BPNN	42
Figura 31. Arquitectura de una Red Neuronal	43
Figura 32. Proceso típico para el diseño y entrenamiento de una Red Neuronal	44
Figura 33. Sistema desarrollado inteligente del aparato	45
Figura 34. Estructura del sistema de control del circuito cerrado de moldeo por inyección de la maquina	46
Figura 35. Control de calidad inteligente	47

ÍNDICE DE TABLAS

	Página
Tabla 1. Relación de publicaciones relacionadas concretamente con el tema	7
Tabla 2. Relación de parámetros-propiedades de la pieza en moldeo por inyección	39
Tabla 3. Propiedades físicas de la poliamida PA9T	40
Tabla 4. Factores de proceso y niveles de factor de las condiciones de moldeo por inyección basada en el primer resultado de la simulación Moldflow	41
Tabla 5. Medida del alabeo de δ en la dirección x (es decir δx) y en la dirección y (es decir δy) y la resistencia a la tensión calculada (es decir σ)	41
Tabla 6. Resultados para el δx , δy y σ por el BPNN	42

I. INTRODUCCIÓN

1.1. El Mercado del Moldeo por Inyección de Plásticos

El mercado mundial del Moldeo por Inyección de Plástico puede llegar a los 142 millones de toneladas en el año 2015, de acuerdo con el informe 2010 de Global Industry Analysts Inc.^[1] a pesar de que las variables de crecimiento son cambiantes, se espera un resurgimiento en el período de corto y mediano plazo. El crecimiento será impulsado por el creciente consumo de plástico en los países en desarrollo debido a la rápida industrialización, la floreciente economía del consumidor, mejoras en el nivel de vida, construcción, alimentos y bebidas y sectores del embalaje.

El mercado del plástico moldeado está en el umbral de un importante cambio dinámico. Asia está emergiendo rápidamente como el nuevo centro de equilibrio en el mercado mundial, dado los fuertes niveles de industrialización en las principales economías de la región como China e India. Además, el consumo *per cápita* inferior en Asia, en comparación con los mercados desarrollados, hace resaltar las amplias oportunidades sin explotar. América del Norte, Japón y Europa occidental, los jugadores de poder tradicional están perdiendo poco a poco valor y los productores de plásticos de estas regiones están cediendo cuotas de mercado a jugadores de Asia, el Pacífico y Medio Oriente.

Los Plásticos moldeados, representan una de las materias primas más utilizadas en una amplia gama de industrias que van desde la construcción, automotriz, embalaje, eléctrica, electrónica y dispositivos para productos médicos. Dado su uso omnipresente, la recesión y la crisis financiera erosionaron la salud del mercado, especialmente durante los años 2008 y 2009. El consumo mundial se desplomó como consecuencia de la debilidad sin precedentes en mercados clave de aplicaciones finales, que se vieron afectados con una disminución de la producción de productos plásticos. La construcción y la industria automotriz fueron las dos principales afectadas.

La industria eléctrica, electrónica y de electrodomésticos también sucumbieron a los síntomas ineludibles de la recesión, con débil demanda de computadoras personales, teléfonos celulares, cámaras, calentadores, refrigeradores, equipo de lavandería, radios, televisores, máquinas de oficina, equipo de energía eléctrica, motores y controles, equipos de cableado, semiconductores, condensadores, resistencias, bobinas y transformadores entre muchos otros. La desaceleración de la actividad económica en esos años, tuvo un impacto desproporcionado sobre la producción industrial reduciendo la fabricación y la actividad comercial. En cambio, para el sector de embalaje de alimentos fue mejor.

Sin embargo, actualmente, el optimismo prevalece sobre una rápida recuperación en las perspectivas del mercado. El cambio constante de las bases de la producción mundial a bajo costo de los países asiáticos, el aumentar las inversiones extranjeras y el número de nuevos establecimientos de fabricación en Asia y el Pacífico surgirán como principal impulsor del crecimiento. China y la India especialmente surgirán en el horizonte global para impulsar el crecimiento a medio y a largo plazo. El Medio Oriente, durante la última década, también ha surgido como un jugador serio en el mercado mundial debido a su proximidad con el altamente lucrativo mercado asiático. Enfrentado por el estancamiento o disminución del mercado interno y alta competencia de los jugadores asiáticos y del Medio Oriente, los jugadores occidentales probablemente disminuirán su producción de resinas plásticas de productos básicos y películas como el polietileno y se centrarán en los polímeros de especialidad.

En México, la industria del plástico genera aproximadamente 20 mil millones de dólares en el país, lo que implica el 3% del Producto Interno Bruto Nacional. Existen 3 mil 200 empresas del sector del plástico en México que generan 150 mil empleos directos y 800 mil indirectos. Eduardo Martínez Hernández, presidente nacional de los Industriales del Plástico ^[2], precisó, en conferencia de prensa, que en el Estado de México existen 600 empresas del plástico, las cuales se calcula tienen un valor de 60 mil millones de pesos y representan el 0.7% del PIB nacional. Los principales procesos de transformación son moldeo por inyección, moldeo por soplado, moldeo rotacional, termoformado, extrusión y laminado por compresión.

Información del Gobierno del estado de Chihuahua señala que en la región se utilizan principalmente plásticos de ingeniería que abastecen a la industria automotriz, electrónica y eléctrica. Así mismo, la industria –conformada principalmente por compañías de capital extranjero– abastece mercados internacionales y utiliza las tecnologías avanzadas en procesos de inyección. De acuerdo con un estudio realizado por Alderete y Socios-Consultoría Industrial ^[3] para el gobierno del Estado, la principal problemática que manifiestan las empresas del sector es que no cuentan con personal suficientemente capacitado para el área de inyección de plásticos. “Requieren más capacitación y entrenamiento en esta área, más experiencia del personal de esta área y eficiencia para resolver con más rapidez los problemas que se presentan en el proceso diario”, destaca el documento.

En el estado de Coahuila, la industria del plástico está enfocada en la industria automotriz. De hecho, de acuerdo con información del Gobierno del estado la fabricación de autopartes plásticas representa 33% del total de la industria plástica. Entre los procesos de transformación se encuentran extrusión, inyección, moldeo por soplado, entre otros. Mientras que otros productos que se manufacturan incluyen empaques, máquinas para afeitar, guantes, lonas y sacos de plástico, contenedores, entre otros ^[4].

En el caso del estado de Tamaulipas, de acuerdo con la Secretaría de Desarrollo Económico del estado, en los últimos años, el sector del plástico se ha desarrollado con gran fuerza en la región. “Tamaulipas es el más importante productor de resinas plásticas en México con una producción de dos millones 310 mil toneladas anuales elaboradas, lo que equivale al 70% de la capacidad de producción instalada en el país”, señala un estudio de la dependencia estatal ^[4].

En general, los estados de esta región del país coinciden en buscar la consolidación del sector plástico dentro de su actividad industrial, aspecto que se puede concretar si se considera que de acuerdo con el Instituto Mexicano del Plástico Industrial (IMPI) ^[5], la industria del plástico en México obtuvo un crecimiento de 10 a 12% durante el primer semestre de 2010, motivado principalmente por factores como la recuperación del sector automotriz, así como el incremento en el número de tiendas de autoservicio.

II. OBJETIVO

Investigar el Estado del arte en torno al uso de Redes Neuronales, como ayuda para alcanzar en un menor tiempo, las condiciones de proceso óptimas que permitan obtener la mayor calidad en piezas obtenidas mediante Moldeo por Inyección de Plásticos.

III. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

El presente estudio se basó exclusivamente en información recopilada al respecto y lo que pueda encontrarse en el Centro de Información del CIQA y considerando el nivel de posgrado del estudiante, según se estableció en la propuesta.

Técnicamente, se limitó a la descripción de los hallazgos encontrados y la comparación en el acercamiento al objetivo técnico pretendido: “Alcanzar en un menor tiempo las condiciones de proceso óptimas que permitan obtener la mayor calidad en las piezas”.

Para la búsqueda, se consultó el *SciFinder Scholar*, el cual usa información de las bases de la American Chemical Society. Se usaron los descriptores clave “injection moulding” y “neural” o “neural network”, para investigar por tópico y para lo cual se encontró:

1,564 referencias para el descriptor “injection moulding” (Ci)

330,302 referencias para el descriptor “neural”, que tratan propiamente del tema

34,805 referencias para el descriptor “neural network” (Cj)

82 referencias para ambos descriptores “injection moulding” y “neural”.

81 referencias para ambos descriptores “injection moulding” y “neural network”, los cuales fueron tomados para el presente estudio. (Cij)

Lo anterior muestra el interés por lo que contenga lo “neural”.

Estas áreas del conocimiento distan mucho de ser una sola, en el período investigado, pues el índice de similitud $S_{ij} = C_{ij}/(C_i+C_j-C_{ij})$ es de 0.2%. Por su parte, el índice de inclusión $I_{ij} = C_{ij}/C_i$, para el tema de moldeo por inyección es de 5%, con respecto a 0.2% para

“neural network”, lo cual indica una mayor aportación o interés de la aplicación de las redes al tema de moldeo por inyección, en el período comprendido por la búsqueda.

Y este período resulta interesante, pues según el SciFinder, las referencias oscilan en los años de 1994-2011, lo cual indica que esta área es de reciente surgimiento. La productividad de conocimiento podemos estimarla por la frecuencia de las publicaciones, según la figura 1.

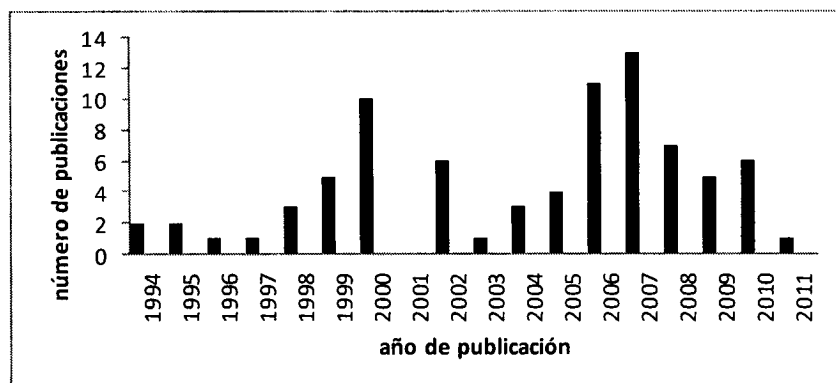


Figura 1. Productividad inventiva del área bajo estudio.

La república popular de China es quien ha surgido recientemente y quien cuenta con el mayor número de publicaciones, siguiéndole Taiwán en el surgimiento. EUA pertenece a los pioneros. No tiene publicaciones recientes, más en sus avances ya cuenta con patentes, o sea aplicaciones concretas de las redes neuronales en el moldeo por inyección.

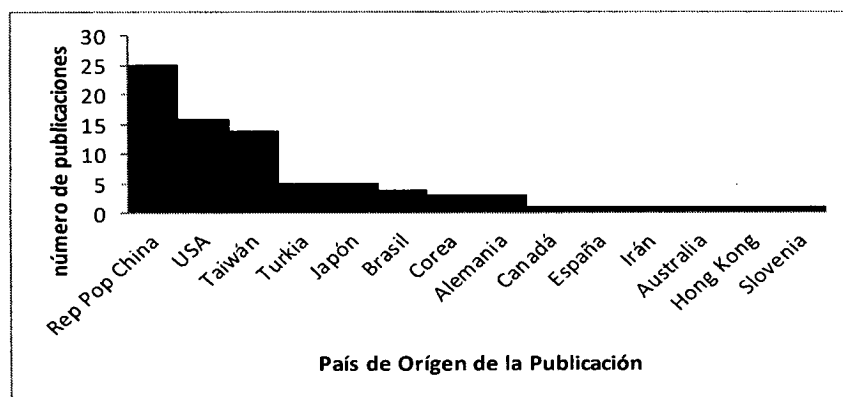


Figura 2. Productividad inventiva por país.

Según el SciFinder, la mayoría de la información son artículos de revistas técnicas (57), siguiéndole las memorias de congresos (14), 7 patentes y 3 disertaciones, lo cual indica una gran investigación en esta área emergente, pero que aún falta mucho para que llegue a consolidarse, en el sentido de su aplicación.

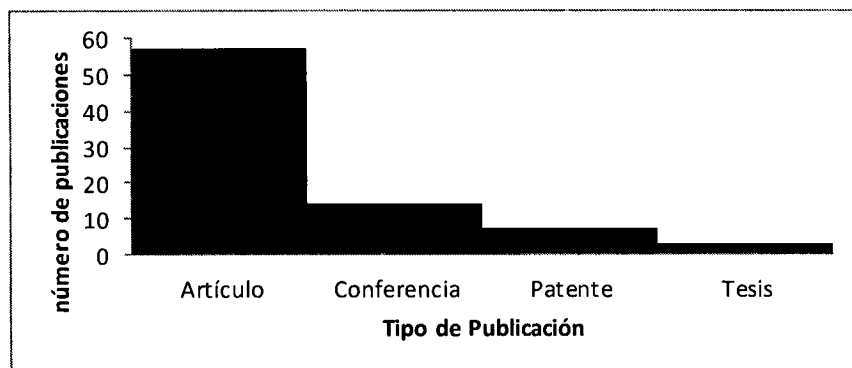


Figura 3. Tipo de publicaciones encontradas.

Al parecer, como en toda área de reciente surgimiento, se busca la novedad para generar publicaciones, así que, la mayoría de los artículos tratan de variantes y mezclas de enfoques, con el fin de publicar.

De las referencias encontradas en el SciFinder (81), añadiendo otras 3 encontradas en Internet, se seleccionaron 30 que tienen que ver con el objetivo pretendido y las cuales tratan sobre lo mostrado en la Tabla 1.

No en todos queda claro que variante de RNAs usaron o de dónde obtuvieron los datos para entrenar el sistema neuronal. En el punto siguiente se discutirá lo encontrado.

Tabla 1. Relación de publicaciones relacionadas concretamente con el tema

REF	AÑO	APLICACIÓN	TIPO RED NEURONAL	ALCANCE	OBSERVACIONES
6	2011	Predicción y optimización del alabeo y reducción del tiempo de ciclo, por consecuencia	Back Propagation (BP)	El sistema de predicción obtuvo una ecuación matemática que traza la relación entre los valores de proceso y el valor del alabeo del plástico. El sistema puede predecir el alabeo con un 2% de error	Aplicación a sólo un defecto, usando 5 variables de proceso. Los datos de entrada provienen de un diseño experimental simulado en MOLDFLOW
7	2010	Optimización de parámetros de proceso	Genetic Algorithm (GA)	Optimización global, rápida y precisa de parámetros de procesamiento, para mejorar múltiples indicadores de calidad, aún teniendo insuficientes datos de entrada.	Optimización multiobjetivo. Los datos de entrada provienen de un diseño usando CAE
8	2010	Optimización de parámetros de proceso	Back Propagation (BP)	Modelos que determinan la relación entre parámetros de proceso y calidad de la parte. Comprobado.	Usa "teoría difusa" para conseguir los datos de entrada
9	2010	Variación de las propiedades de alabeo y resistencia a la tracción en función de los parámetros de moldeo por inyección	BP, GA y Simulated Annealing Algorithm (SAA)	Se lograron resultados efectivos con combinaciones de BP/GA y BP/SAA para la optimización de los parámetros y su efecto en el alabeo y resistencia tensil.	Combinaciones de BP/GA y BP/SAA fueron más eficaces para la optimización de parámetros
10	2010	Determinar las condiciones óptimas para la mínima contracción en las piezas	Neural Network (NN)	Se determinaron los parámetros críticos en la contracción de piezas de PP y PS usando Taguchi y ANOVA. Estos datos se tomaron para obtener un modelo predictivo usando NN	No dice cuál algoritmo usó. Optimización de un defecto.
11	2009	Optimización de parámetros de proceso	(NN)	Determina las variables relevantes y el error es mínimo comprobado en casos reales.	No dice que tipo de NN usó.
12	2009	Optimización de parámetros de proceso	BP	Optimización de las condiciones para un mínimo de alabeamiento en inyección asistido con gas	BP entrenada con datos provenientes de Taguchi
13	2008	"aparato" para introducir condiciones y predicción de las restantes	(NN)	Aparato que ayuda al operario a programar parte de las condiciones de la máquina	No dice que tipo de NN usó.
14	2007	Optimización de parámetros de proceso	BP/GA	Predicción de las condiciones de operación en inyección asistida con agua	Mezcla una variante del BP con GA
15	2008	Predicción de distorsiones, desgaste y propiedades tensiles	Regresión General (GRNN)	Se predicen el promedio de distorsiones, desgaste y propiedades tensiles a varias condiciones de procesamiento	Uso de un método híbrido de GRNN con Programación secuencial cuadrática (SQP)
16	2007	Mejoramiento de la estabilidad y calidad de la pieza	(NN)	Método potencial para mejorar la estabilidad y la calidad de la pieza moldeada	usa diseño de experimentos para obtener los datos de entrada
17	2007	Optimizar, mejorando la precisión y reduciendo la desviación de dimensiones	BP	Las predicciones obtenidos mediante un Taguchi, se reprodujeron con BP, encontrándose dentro del intervalo de confianza del 95%	uso del un taguchi para los datos de entrada y de BPNN para predecir.
18	2007	Optimización de parámetros de proceso	BP	Predicción de la calidad del producto	uso del un taguchi para los datos de entrada y de BPNN para predecir.
19	2007	Optimización de parámetros de proceso	NN/GA	Las combinaciones de RNA/GA se utilizan en la optimización de procesos para una pieza de plástico con el fin de mejorar la calidad	Combinación de NN/GA
20	2007	Optimización de parámetros de proceso	BP	Controlar la masa de las partes moldeadas	uso de BP
21	2006	Predicción de la calidad de productos	NN	Predicción de la calidad de piezas en tiempo real	No dice que tipo de NN usó.
22	2005	Optimización de parámetros de proceso	NN/GA	Optimización de la contracción volumétrica como un índice de la calidad de la pieza.	Uso de NN con GA
23	2005	Optimización de parámetros de proceso	NN	Optimización de la calidad del producto	NN con datos de entrada de una simulación
24	2005	Optimización de parámetros de proceso	NN	Optimización de la calidad del producto	Usa NN con datos de entrada de MoldFlow
25	2004	Optimización de parámetros de proceso	BP	Optimización de la calidad del producto	BP entrenada con datos provenientes de Taguchi y resultó mejor, comparado con C-Mold
26	2002	Optimización de parámetros de proceso	NN	Reducción de la contracción de la pieza	NN con datos de entrada de una simulación
27	2000	Predicción de líneas de soldadura	BP	Se desarrollo un modelo para predecir líneas de soldadura, que resultó mejor que los de simulación	BP con datos de entrada de simulación
28	1999	Método general para predecir la calidad de piezas	NN	Predicción de la calidad de la parte, mientras está en el molde	NN
29	1998	Predicción de la calidad de una pieza, según su peso	NN	Usando medidas en línea de los parámetros, se predice el peso de la pieza	NN
30	1997	Influencia del material en las condiciones de la máquina y calidad de las piezas	NN	Relaciona los cambios de material en las condiciones de proceso y la calidad de las partes	NN
31	1995	Correlación de propiedades	BP	Correlacionar propiedades termomecánicas y mecánicas	BP y simulación
32	1999	Modelaje de la relación propiedades-condiciones	NN	Relaciona características del producto con las condiciones de proceso	NN y comparado con otros métodos típicos
33	2000	Control de calidad de piezas	Feedforward Network (FN)	Control automático de la calidad de las piezas de manera directa (online)	variante de una FN (Jordan/Elmán)
34	2003	Control de calidad de piezas	FN-BP	Control automático de la calidad de las piezas de manera directa (online)	FN con BP
35	1997	Optimización de parámetros de proceso	FN-BP	Procura establecer las condiciones iniciales para obtener la calidad pretendida	FN con BP usa datos históricos.

3.1. El Proceso de Moldeo por Inyección de Plásticos ^{[36][37][38]}

El proceso de moldeo por inyección de termoplásticos es el proceso de fabricación de plásticos más utilizado actualmente en todo el mundo. El moldeo por inyección es un proceso discontinuo, ha sido una de las herramientas de fabricación más importantes para la industria del plástico.

Cuando se aplica calor a un material termoplástico para fundirlo, se dice que se plastifica. El material ya fundido o plastificado por calor puede hacerse fluir mediante la aplicación de presión y llenar un molde donde el material solidifica y toma la forma del molde.

3.1.1 Partes de la Máquina de Moldeo por Inyección

El material se coloca en la tolva, se funde, transporta e inyecta al molde. Para ello tiene una serie de elementos mecánicos, eléctricos e hidráulicos. Normalmente, en una máquina de inyección se pueden identificar partes fundamentales como son la unidad de inyección, la unidad de cierre, la unidad potencia y la unidad de control, sin embargo las más importantes son: la unidad de inyección y la unidad de cierre.

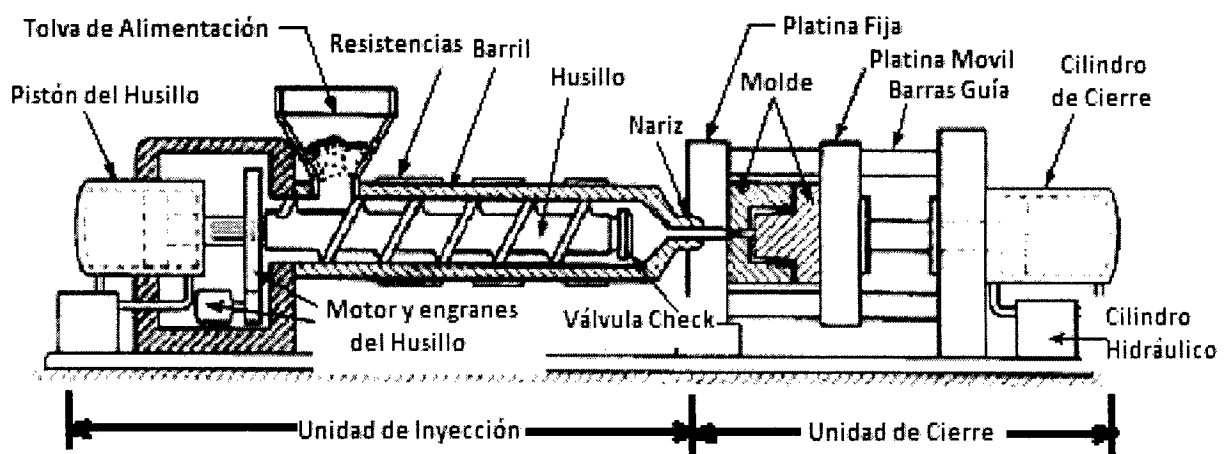


Figura 4. Principales partes de la máquina de inyección

3.1.1.1 Unidad de inyección

La función principal de esta unidad es la de cargar y plastificar el material sólido mediante el giro del tornillo, mover el tornillo axialmente para inyectar el material plastificado hacia las cavidades del molde y mantenerlo bajo presión hasta que solidifique la entrada. Se deben de tener en cuenta tres condiciones termodinámicas:

1. Temperatura de procesamiento del polímero
2. Capacidad Calorífica del Polímero
3. Calor latente de fusión, si el polímero es semicristalino

Características de la Unidad de Inyección:

- Diámetro del husillo
- Capacidad de inyección y de plastificación
- Presión de inyección
- Relación L/D
- Velocidad máxima del husillo
- Velocidad de inyección

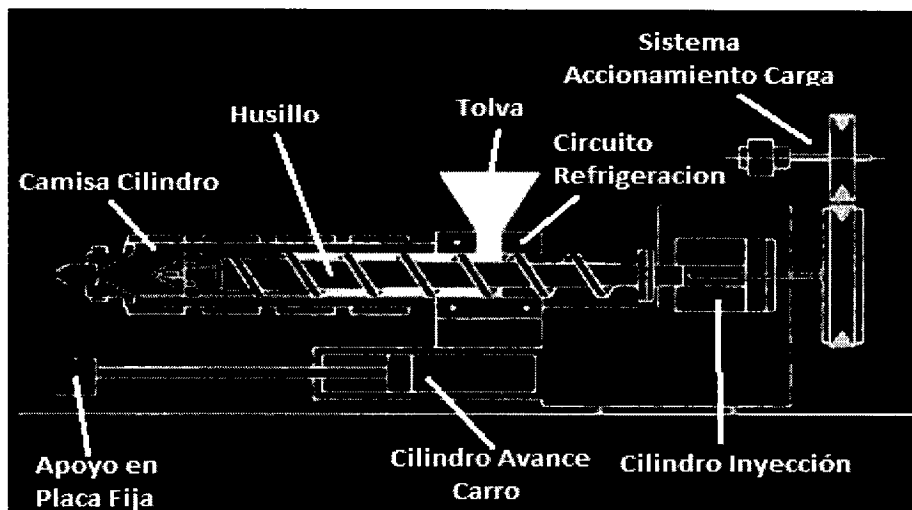


Figura 5. Unidad de inyección

3.1.1.1 Partes de la unidad de inyección

- 1) **Cilindro de plastificación e inyección.** Es un tubo hueco, aquí el material sufre la transformación de sólido a líquido, en su interior es donde gira y se traslada el husillo y por el exterior están las resistencias. En la parte delantera va acoplada una pieza sujeta por varios tornillos, llamada cabezal o portaboquillas, que reduce de manera progresiva el diámetro interior de la camisa del cilindro hasta un diámetro menor. La distribución de la temperatura de la masa fundida, la homogeneidad del plástico fundido, la ausencia del aire al interior del plástico fundido y el que no haya material degradado, va a determinar en gran medida la calidad de la pieza inyectada.

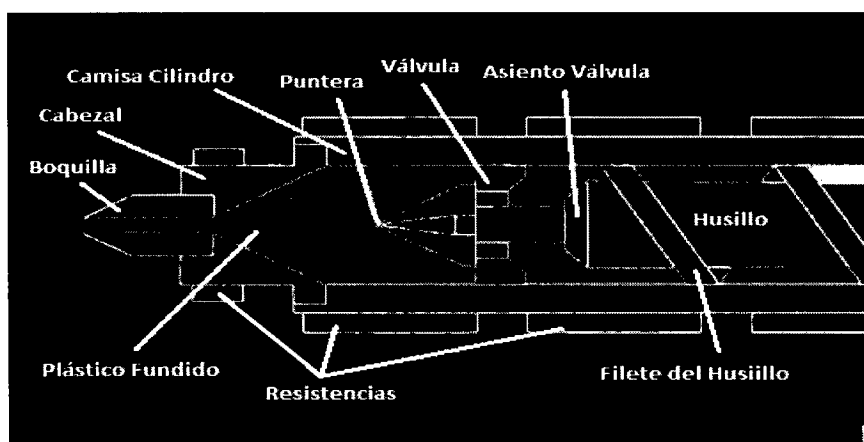


Figura 6. Partes a detalle de la unidad de inyección

- 2) **Válvula Check:** se encuentra situada en la parte delantera del husillo, permite el paso del material plástico hacia la parte de adelante, y evita que el material se regrese, la misma presión del material que se va acumulando en la parte delantera, obliga a retroceder al husillo que continúa girando y aportando más material.
- 3) **Boquilla.** Termina interiormente en un diámetro, que varía según la entrada del bebedero del molde (puede oscilar entre 3-8mm de diámetro). La boquilla termina exteriormente con una determinada forma, en forma cónica (por ejemplo a 70°) o en forma semiesférica llamadas de radio (por ejemplo radio 35mm).

- 4) **Termopares.** Junto con las resistencias, están distribuidos a lo largo de la camisa del cilindro, informan al microprocesador de la máquina la temperatura existente en las distintas zonas del cilindro, el microprocesador compara la temperatura existente con la que se prefijo para trabajar y según la diferencia mandará calentar o no, a las resistencias.

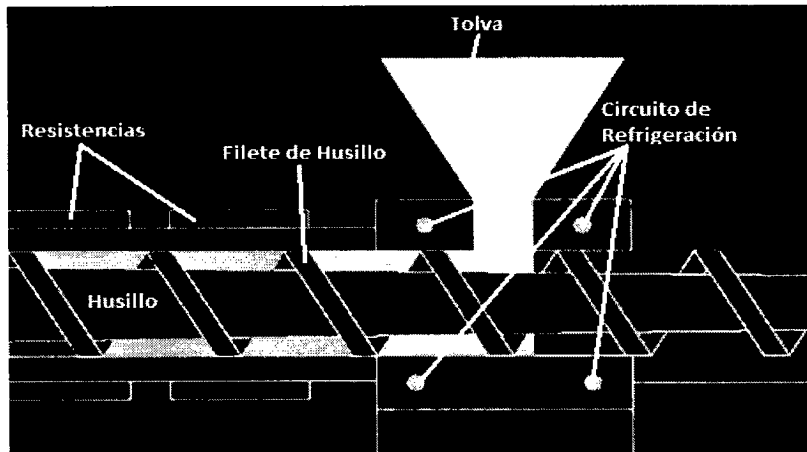


Figura 7. Partes de la Unidad de Inyección

- 5) **Circuitos de refrigeración en la zona de carga.** En la zona de entrada del material sólido, se tienen unos circuitos de refrigeración (normalmente de agua), que mantienen esta zona lo suficientemente fría para que el termoplástico no empiece a fundir demasiado pronto y tape la zona de entrada.
- 6) **Tolva.** Aquí se descarga el material termoplástico como materia prima. La cantidad de material que suele tener es variable según el tipo de máquina.
- 7) **Cilindros hidráulicos de avance de carro.** Este cilindro se apoya sobre una bancada por la que se puede deslizar de forma guiada. Es decir, que la boquilla de la máquina se podrá aproximar o alejar del plato fijo donde está la entrada del molde. Se llama avance de carro cuando se acerca al molde y retroceso de carro cuando éste se aleja.

3.1.1.2 Unidad de Cierre

Es una prensa hidráulica y mecánica, con una fuerza de cierre lo suficiente mayor que contrarresta la fuerza ejercida por el polímero fundido al ser inyectado en el molde. Su función principal es la de sujetar el molde de inyección, suministrar el movimiento y la fuerza necesaria para mantener cerradas y abiertas las dos mitades del molde.

Funciones de la unidad de Cierre

- Soporta el molde
- Lo mantiene cerrado durante la inyección
- Lo abre y lo cierra tan rápido como sea posible
- Produce la expulsión de la pieza
- Brinda protección durante el cerrado del molde

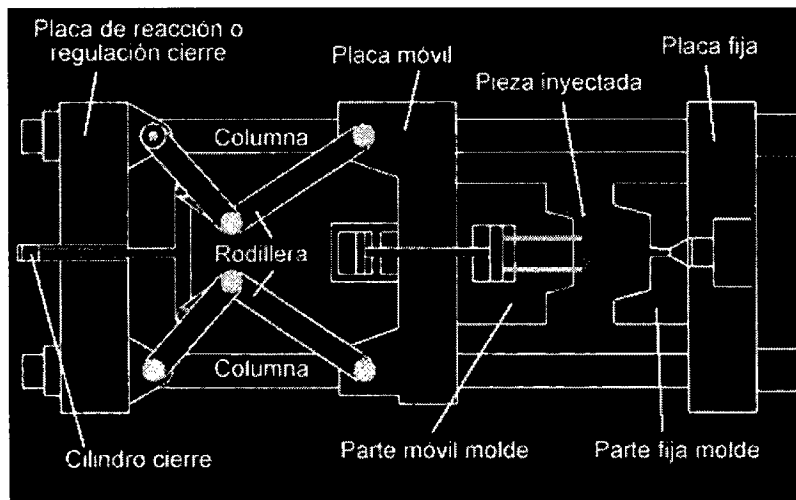


Figura 8. Unidad de Cierre

Teniendo en cuenta que existen variaciones debidos a los diferentes modelos que existen, enumeraremos los elementos básicos que componen la unidad de cierre.

- 1) **Plato fijo.** Aquí se sujeta una mitad de los moldes, además de esto en las máquinas con columnas, sirve como apoyo y guía a las columnas.

- 2) **Plato móvil.** Aquí se sujeta el otra de las mitades del molde, esta placa se desliza por las columnas (4) situadas en las esquinas, poseen casquillos lubricados con engrase central y gobernado por el microprocesador. En el lado contrario al molde es unido al sistema de accionamiento, ya sea al sistema de rodillera o directamente al cilindro hidráulico, también en este lado va sujeto el sistema de extracción.
- 3) **Dispositivo de extracción.** Suele consistir en uno o dos cilindros hidráulicos, cuyos émbolos accionan una placa que puede ser pequeña o grande, va guiada y posee un vástago central y con posibilidad de otros. Estos vástagos atraviesan el plato móvil de la máquina por orificios en ella, llegando hasta la placa expulsora del molde, la cual mueve y expulsa la pieza.
- 4) **Columnas.** Tienen un sistema de guías en una parte y de agujeros guía en la otra, de alto nivel de ajuste, que aseguran un perfecto acoplamiento de las partes, evitando movimientos de una parte respecto a la otra cuando recibe la presión del plástico fundido que llega a las cavidades. Permite también el poder realizar los ajustes finos de ambas partes, en las fases de construcción o reparación del molde. El número de guías, agujeros guía y su situación en los moldes depende del tamaño del mismo, suelen ser 4 para tamaños pequeños o medianos, y su ubicación suele estar en las 4 esquinas del molde, para moldes de forma rectangular, que son los más comunes.

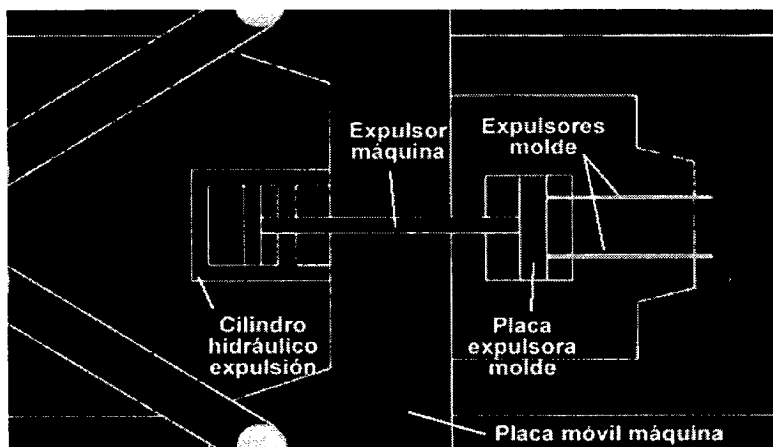


Figura 9. Partes de la unidad de cierre

- 5) **Dispositivo de regulación de cierre.** La separación que existe entre el plato fijo de la máquina y el plato móvil cuando se ha realizado la operación de cierre, es el llamado espesor del molde. Cuando se pone otro molde que tiene un espesor diferente (mayor o menor), la separación anterior de los platos en la posición de cierre, tiene que ser regulada a la distancia del nuevo molde. A esto se le llama regulación de espesor del molde.

- 6) **Cilindro hidráulico de accionamiento.** Aquí se recibe el aceite a presión proveniente de una bomba y del conjunto de válvulas, hace mover el émbolo que está unido directamente al plato móvil (caso de cierre hidráulico) o a través de las articulaciones (caso de rodillera), realiza los movimientos de cerrar o abrir, dependiendo del punto donde entra el aceite a presión en el cilindro hidráulico.

3.1.2 Molde

El molde (o también llamado herramental) es el espacio donde se forma la pieza; para la producción de un producto diferente, simplemente se cambia el molde, esto al ser una pieza intercambiable que se atornilla en la unidad de cierre.

3.1.2.1 Partes del molde

- 1) **Cavidad del Molde:** da la forma de la parte externa de la pieza moldeada
- 2) **Corazón:** da la forma de la parte interna de la pieza moldeada
- 3) **Bebedero:** conecta la boquilla al molde
- 4) **Corredores:** proveen un camino al plástico fundido hacia la cavidad del molde
- 5) **Punto de inyección:** abertura al final del corredor por donde entra el material fundido a la cavidad, donde las partes son producidas

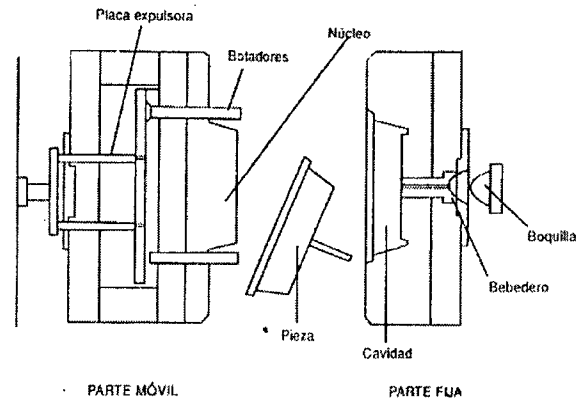


Figura 10. Principales partes de un molde

Generalmente los moldes son fabricados de Acero, Aleaciones de Berilio-Cobre u otros materiales no ferrosos.

3.1.2.2 Tipos de moldes

Los moldes se clasifican de acuerdo al tipo de colada que tienen. El tipo de colada permite distinguir rápidamente si la pieza producida incluye o no la colada en el producto inyectado, a continuación se describen los tipos de moldes que existen:

1) Moldes de colada fría

La colada fría es utilizada en moldes convencionales para inyección, puede ser bastante grande, necesita ciclos de inyección más largos y genera desperdicio. Este sistema es aplicado para piezas pequeñas por lo general. Los canales fríos llevan el plástico a las cavidades del molde y no cuentan con sistemas de control de temperatura.

Moldes de dos platos

Las cavidades del molde se montan en un plato y el núcleo o macho en otro; el bebedero va situado en la mitad fija del molde y alimenta directamente al sistema de canales de alimentación en moldes de cavidades múltiples o sirve de entrada directa en el centro en moldes de una sola cavidad. La pieza sale con la colada.

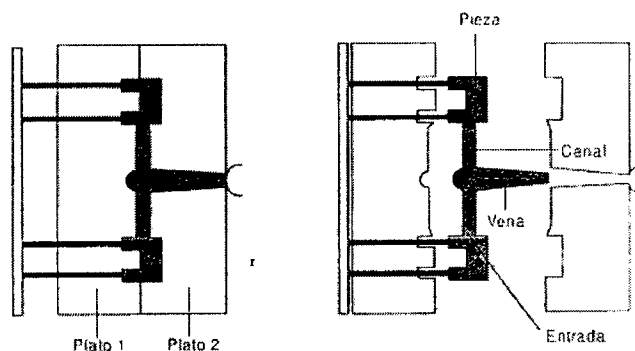


Figura 11. Molde de dos platos

Moldes de tres platos

Este molde tiene un plato fijo, que está unido al plato portamoldes estacionario de la máquina, el cual contiene la vena y la mitad de los canales de alimentación. Un segundo plato intermedio (o flotante), el cual contiene la otra mitad de los canales de alimentación, las entradas y las cavidades. Y un tercer plato móvil que contiene la parte macho o núcleos del molde, así como el sistema expulsor de la pieza. Sale la pieza separada de la colada.

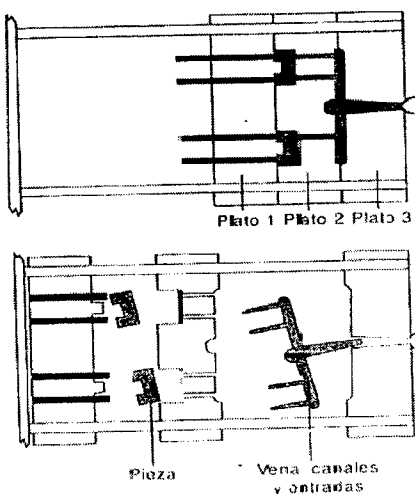


Figura 12. Molde de tres platos

2) Moldes de Colada Caliente

La colada caliente permite mantener el material en estado fundido hasta el punto de inyección, permite inyectar el plástico en el molde en ciclos más cortos. No forma parte de la pieza propiamente.

Los canales contienen la colada caliente (material fundido) y cuentan con sistemas de control de temperatura.

- ✓ No hay desperdicio del material
- ✓ Sistema Complejo
- ✓ Tiempo de residencia mayor (recomendado para materiales no sensibles al calor)
- ✓ Más caro

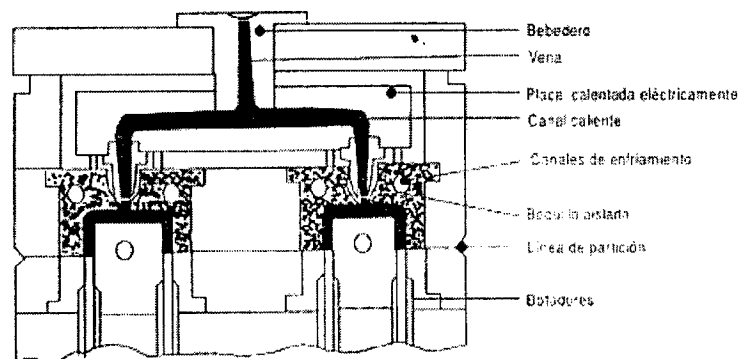


Figura 13. Molde de colada caliente

3.1.3 Ciclo De Inyección

El ciclo de inyección es la secuencia de operaciones para la producción de una pieza y comprende las siguientes etapas:

1. Cierre del molde, una vez que se tiene lista la cantidad de material fundido para inyectar dentro del barril. El molde se cierra en tres pasos: primero con alta velocidad y baja presión, luego se disminuye la velocidad y se mantiene la baja presión hasta que las dos partes del molde hacen contacto, finalmente se aplica la presión necesaria para alcanzar la fuerza de cierre requerida.

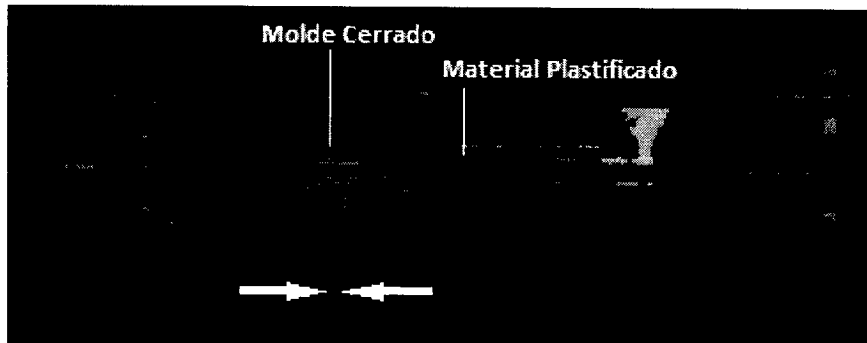


Figura 14. Cierre del molde e inicio de la inyección

2. El tornillo inyectora el material, actuando como pistón, sin girar, forzando el material a pasar a través de la boquilla hacia las cavidades del molde con una determinada presión de inyección.

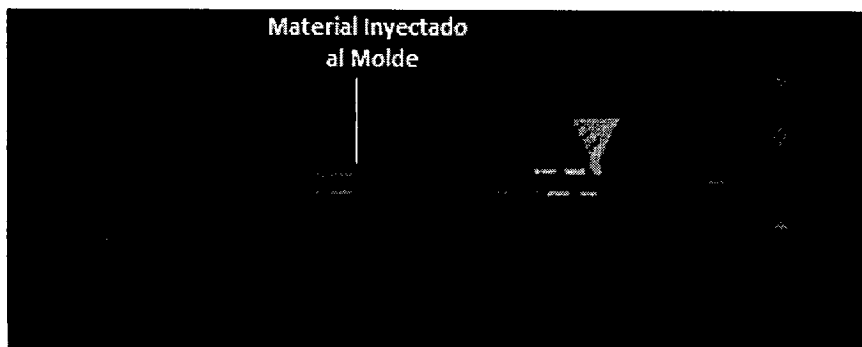


Figura 15. Inyección del material al molde

3. Al terminar de inyectar el material, se mantiene el tornillo adelante aplicando una presión de sostenimiento antes de que se solidifique, con el fin de contrarrestar la contracción de la pieza durante el enfriamiento. La presión de sostenimiento, usualmente, es menor que la de inyección y se mantiene hasta que la pieza comienza a solidificarse.

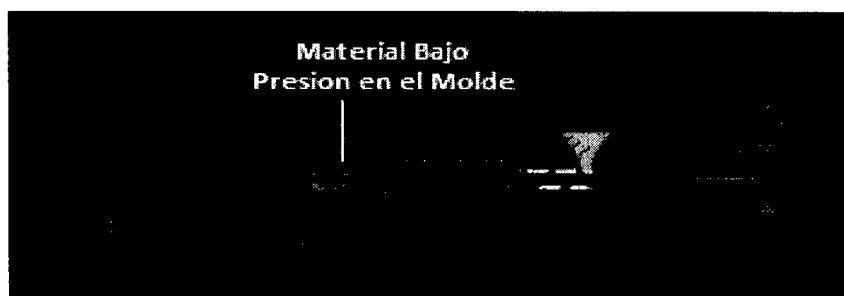


Figura 16. Aplicación de la presión de sostenimiento

4. El tornillo gira haciendo circular los gránulos de plástico desde la tolva y plastificándolos. El material fundido es suministrado hacia la parte delantera del tornillo, donde se desarrolla una presión contra la boquilla cerrada, obligando al tornillo a retroceder hasta que se acumula el material requerido para la inyección.

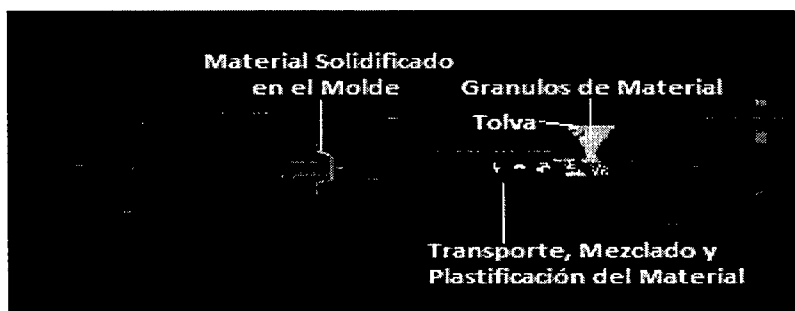


Figura 17. Plastificación del material

5. El material dentro del molde se continúa enfriando en donde el calor es disipado por el fluido refrigerante. Una vez terminado el tiempo de enfriamiento, la parte móvil del molde se abre y la pieza es extraída.

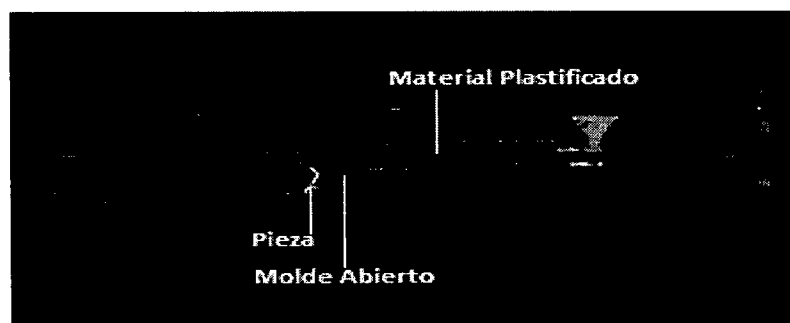


Figura 18. Enfriamiento y extracción de la pieza

6. El molde cierra y reinicia el ciclo.

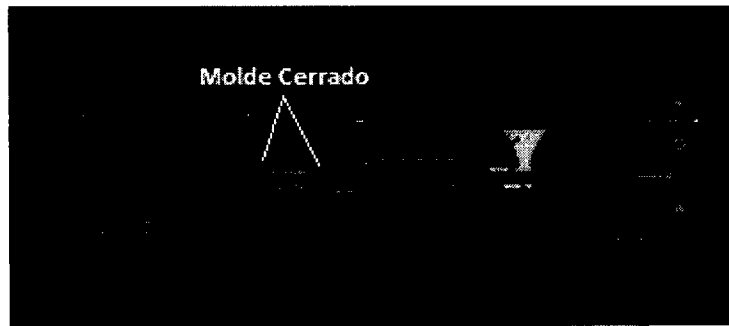


Figura 19. Molde cerrado

3.1.3.1 Tiempos del Ciclo de Inyección

El tiempo que tarda un ciclo de inyección, permite establecer el costo y rentabilidad de una producción.

Dentro de las diferentes etapas del ciclo de inyección, las etapas de cierre y apertura del molde se efectúan consumiendo siempre el mismo tiempo. La suma de estas etapas dan el tiempo en vacío, que es una constante de la máquina y es indicada por el constructor de la misma, el cual indica el número máximo de ciclos en vacío por minuto y el tiempo de duración de un ciclo.

Tiempo en vacío (T_v) = Apertura + Cierre

Para conocer el tiempo total del ciclo, es preciso calcular los tiempos de las etapas restantes que varían en función de la pieza moldeada según su forma, sus características y el material plástico empleado.

El tiempo total de ciclo estará en función de:

Tiempo de inyección (T_i)

Tiempo de sostenimiento o postpresión (T_p)

Tiempo de plastificación (T_f)

Tiempo de enfriamiento o solidificación (T_s)

Tiempo de inyección (T_i): tiempo necesario para que el material fundido pase desde el cilindro a las cavidades del molde (5 a un 25% del ciclo total). Para calcular este tiempo, se requiere conocer el volumen que puede desplazar la máquina por segundo es decir la velocidad de inyección, que es indicada por el fabricante de la máquina.

Tiempo de sostenimiento (T_p): en esta etapa lo que se busca es compensar la contracción que sufre el material durante la solidificación, para evitar rechupes y distorsiones pronunciadas de la pieza. No existe una manera analítica de estimar este tiempo, por lo que en la práctica lo que se hace es determinarlo a prueba y error. No se justifica mantener la presión de sostenimiento durante todo el tiempo de solidificación de la pieza pues esto hace aumentar innecesariamente el tiempo de ciclo y el gasto de energía.

Tiempo de plastificación (T_f): la capacidad de plastificación varía con el tipo de material y con la presión de retroceso aplicada y suele ser especificada por el fabricante de la máquina para diversos materiales.

Tiempo de enfriamiento (T_s): es el tiempo que transcurre entre el final de la aplicación de la presión de sostenimiento y el comienzo de la apertura del molde. En este tiempo se debe asegurar que el material ha solidificado y que al extraer la pieza, no se distorsionará. Este tiempo es el más largo del ciclo, llegando a alcanzar entre el 50 y el 85% del tiempo total.

3.2. El Concepto de Redes Neuronales ^{[39][40]}

En las últimas décadas las Redes Neuronales Artificiales (RNAs, *en inglés* ANN) han recibido atención particular como una tecnología para modelar de manera efectiva y eficiente problemas grandes y complejos. Los modelos de RNAs son dirigidos a partir de los datos de entrada, es decir, son capaces de encontrar relaciones (patrones) de forma inductiva basado en los datos existentes.

Las RNAs son un método de resolver problemas de forma individual o combinada con otros métodos, para aquellas tareas de clasificación, identificación, diagnóstico, optimización o predicción, en las que el balance datos/conocimiento se inclina hacia los datos.

Las RNAs se basan en la analogía que existe en el comportamiento y función del cerebro humano, en particular del sistema nervioso, el cual está compuesto por redes de neuronas biológicas que poseen bajas capacidades de procesamiento, sin embargo toda su capacidad cognitiva se sustenta en la conectividad de éstas. Es obvio decir que estos modelos son idealizaciones burdas de las auténticas redes neuronales, en muchos casos de dudosa recomendación neurofisiológica, pero que sin embargo resultan interesantes cuando menos por sus capacidades de aprendizaje.

La gran diferencia del empleo de las redes neuronales en relación con otras aplicaciones de la computación radica en que no son algorítmicas, esto es no se programan haciéndoles seguir una secuencia predefinida de instrucciones. Las RNA generan ellas mismas sus propias "reglas", para asociar la respuesta a su entrada; es decir, aprende por ejemplos y de sus propios errores.

La clase de problemas que mejor se resuelven con las redes neuronales son los mismos que el ser humano resuelve mejor: asociación, evaluación, y reconocimiento de patrones. Las redes neuronales son perfectas para problemas que son muy difíciles de calcular pero que no requieren de respuestas perfectas, sólo respuestas rápidas y buenas. Tal y como acontece con el escenario bursátil en el que se quiere saber ¿compro?, ¿vendo?, ¿mantengo?, o en el

reconocimiento cuando se desea saber ¿se parece? ¿Es el mismo pero tienen una ligera modificación? Las RNAs son muy malas para cálculos precisos y no son capaces de reconocer nada que no tenga inherentemente algún tipo de patrón. Es por esto, que no pueden predecir la lotería pues es un proceso al azar.

Existen varias formas de hacer las conexiones en una RNA, así como existen varias formas de conectar neuronas biológicas en el cerebro. Cada tipo sirve para diferentes procesos, el elegir la correcta topología y sus características, es imprescindible para lograr fácilmente la solución del problema.

Desde el punto de vista de las aplicaciones, la ventaja de las Redes Neuronales Artificiales (RNA), reside en el procesamiento paralelo, adaptativo y no lineal. Las (RNA) han encontrado muchas aplicaciones con éxito en la visión artificial, en el procesamiento de señales e imágenes, reconocimiento del habla y de caracteres, sistemas expertos, análisis de imágenes médicas, control remoto, control de robots, inspección industrial y exploración científica. El dominio de aplicación de las (RNA) se puede clasificar de la siguiente forma: asociación y clasificación, regeneración de patrones, regresión y generalización, y optimización.

La unidad de una red neuronal artificial es un procesador elemental llamado neurona que posee la capacidad limitada de calcular, en general, una suma ponderada de sus entradas y luego le aplica una función de activación para obtener una señal que será transmitida a la próxima neurona. Estas neuronas artificiales se agrupan en capas o niveles y poseen un alto grado de conectividad entre ellas, conectividad que es ponderada por los pesos. A través de un algoritmo de aprendizaje, las RNAs ajustan su arquitectura y parámetros de manera de poder minimizar alguna función de error que indique el grado de ajuste a los datos y su capacidad de generalización.

Existe un gran número de arquitecturas neuronales. Los elementos básicos de procesamiento en una neurona artificial se muestran en la figura 20.

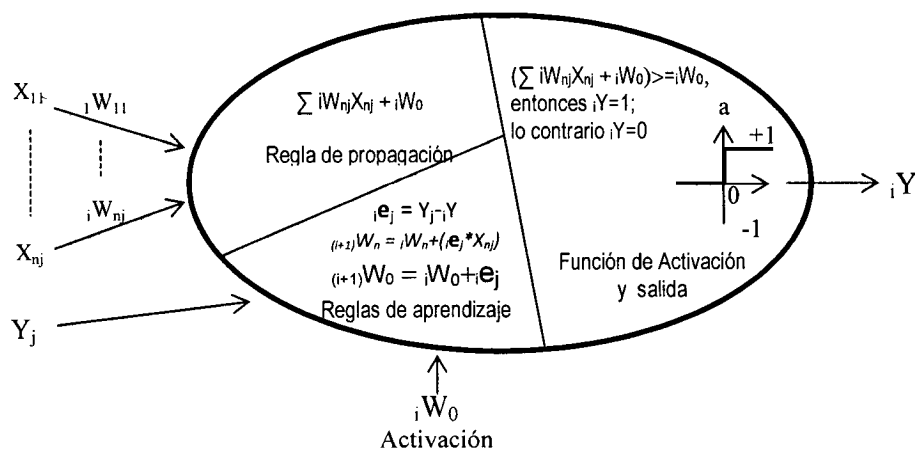


Figura 20. Elementos básicos de una neurona artificial

El modelo está compuesto por un vector de pesos $\underline{w}=(w_1, \dots, w_n)^T$ equivalente a las conexiones sinápticas en una neurona real, W_0 es el umbral de acción o activación, el vector \underline{X} es la entrada y el escalar Y la salida de la unidad. La actividad consiste en generar una única salida y a partir de la aplicación de la función de activación “a” a la suma ponderada entre el vector de entrada $\underline{x}=(x_1, \dots, x_n)^T$ y el vector de pesos más un sesgo W_0 , obteniéndose la siguiente expresión: $Y = a(\sum iW_{nj}X_{nj} + {}_iW_0)$ donde “a” es una función no-lineal. La función propuesta que puede ser la función signo, $\text{sgn}(a) = \begin{cases} -1, & Y < W_0 \\ 1, & Y \geq W_0 \end{cases}$ conocida como la función de todo o nada. Otra función con salida binaria es la función escalón unitario descrita por $y(a) = \begin{cases} 0, & Y < W_0 \\ 1, & Y \geq W_0 \end{cases}$. Cuando se consideran neuronas con respuestas de procesamiento gradual, entonces se pueden usar funciones de activación de forma lineal $y(a)=a$ o de forma sigmoideal como la función logística $y(a) = \frac{1}{1+e^{-a}}$ o la tangente hiperbólica $y(a)=\tanh(a)$.

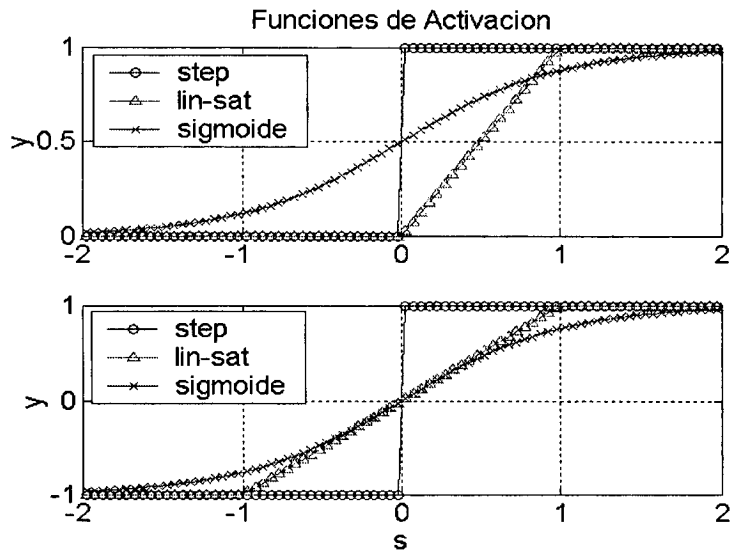


Figura 21. Funciones de Activación

Es útil señalar que la propiedad más importante de las redes neuronales artificiales es su capacidad de aprender a partir de un conjunto de patrones de entrenamientos, es decir, es capaz de encontrar un modelo que se ajuste los datos. El proceso de aprendizaje también conocido como entrenamiento de la red puede ser supervisado o no supervisado.

El aprendizaje supervisado consiste en entrenar la red a partir de un conjunto de datos o patrones de entrenamiento compuesto por patrones de entrada y salida. El objetivo del algoritmo de aprendizaje es ajustar los pesos de la red w de manera tal que la salida generada por la RNAs sea lo más cercanamente posible a la verdadera salida dada una cierta entrada. Es decir, la red neuronal trata de encontrar un modelo al proceso desconocido que generó la salida. Este aprendizaje se llama supervisado pues se conoce el patrón de salida el cual hace el papel de supervisor de la red. En cambio en el aprendizaje no supervisado se presenta sólo un conjunto de patrones a la RNAs, y el objetivo del algoritmo de aprendizaje es ajustar los pesos de la red de manera tal que la red encuentre alguna estructura o configuración presente en los datos.

Ejemplo:

Supóngase que se pide diseñar una red neuronal que permita clasificar dos tipos de fruta considerando la forma, la textura y el peso.

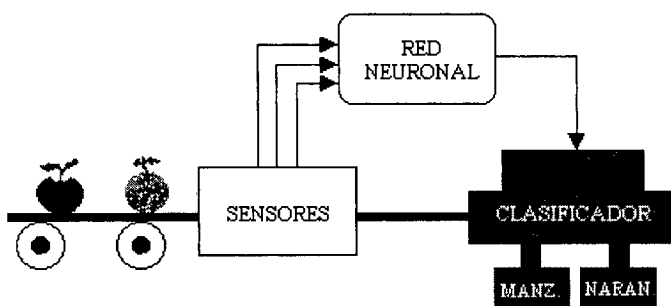


Figura 22. Clasificador de frutas

Las entradas para el perceptrón tienen la forma:
$$X_{nj} = \begin{bmatrix} \textit{forma} \\ \textit{textura} \\ \textit{peso} \end{bmatrix}$$

Los valores para cada parámetro (X_n) son:

Forma:

- 1 Si la fruta es redonda
- -1 Si la fruta es elíptica

Textura:

- 1 Si la superficie de la fruta es suave
- -1 Si la superficie es rugosa

Peso:

- 1 ≥ 1 libra
- -1 < 1 libra

Según lo anterior, los vectores de entrada para las frutas (X_j) a clasificar son:

Naranja

Manzana

$$X_{n1} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix} \quad Y_1 = 0$$

$$X_{n2} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \quad Y_2 = 1$$

Los valores iniciales del vector de pesos y el umbral son:

$${}_iW_n = [0.5 \ -1 \ -0.5] \quad {}_iW_0 = 0.5$$

El entrenamiento en Excel se muestra en la figura 23, obteniendo los valores finales del vector de pesos y el umbral:

$${}_iW_n = [-0.5 \ 2 \ 0.5] \quad {}_iW_0 = -0.5$$

Entonces, $Y = -0.5X_1 + 2X_2 + 0.5X_3 - 0.5 \quad \dots y$

$$Y = \begin{cases} \text{Naranja, } -0.5X_1 + 2X_2 + 0.5X_3 - 0.5 < -0.5 \\ \text{Manzana, } -0.5X_1 + 2X_2 + 0.5X_3 - 0.5 \geq -0.5 \end{cases}$$

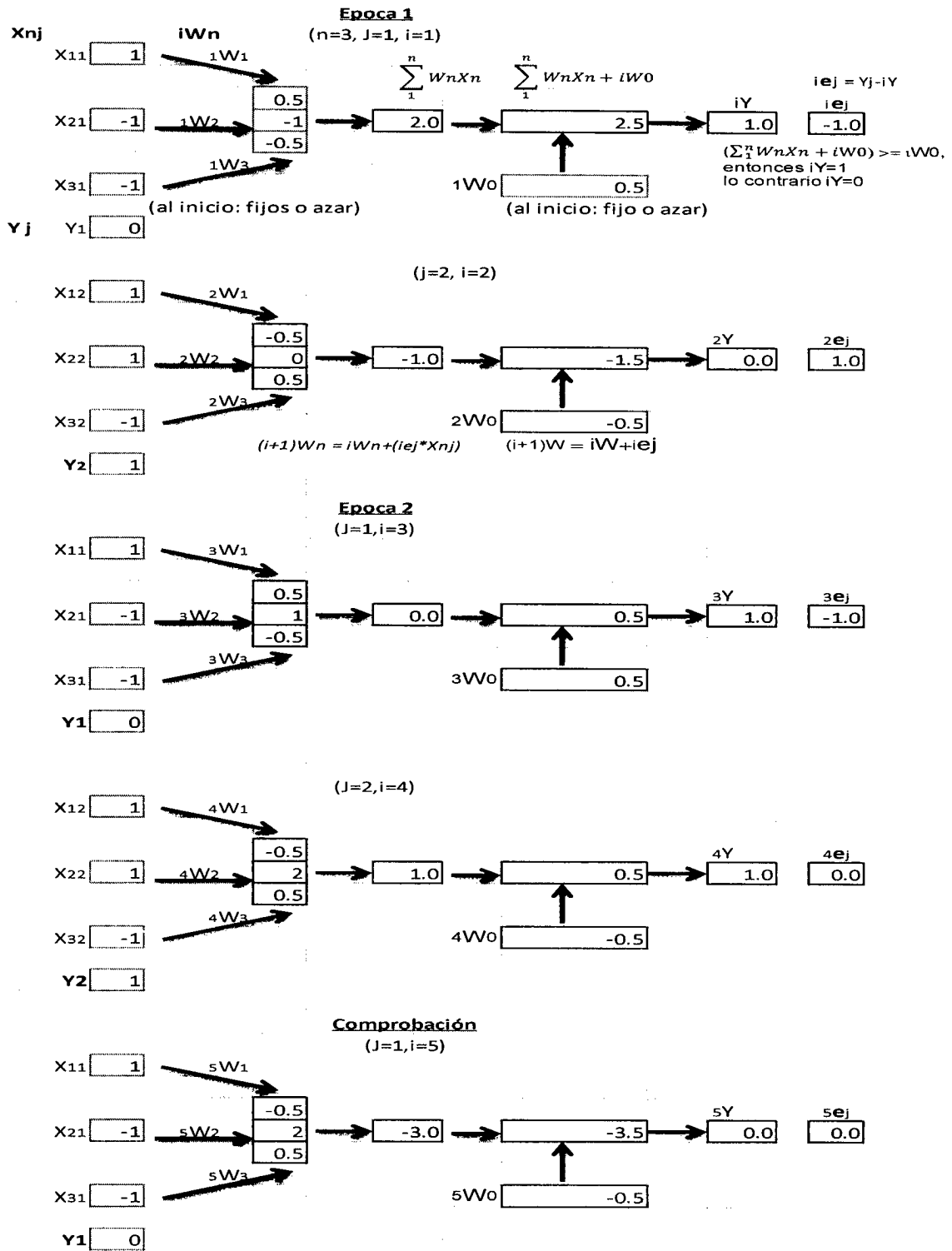


Figura 23. Entrenamiento en Excel

El cerebro humano contiene aproximadamente 12 billones (10^{14}) de células nerviosas o neuronas. Cada neurona tiene de 5600 a 60000 (10^3 a 10^4) *conexiones dendríticas* provenientes de otras neuronas. Estas conexiones transportan los impulsos enviados desde otras neuronas y están conectadas a la membrana de la neurona. Cada neurona tiene una salida denominada *axón*. El contacto de cada axón con una dendrita se realiza a través de la *sinapsis*. Tanto el axón como las dendritas transmiten la señal en una única dirección. La sinapsis consta de un extremo presináptico de un axón conectado a un extremo postsináptico de una dendrita, existiendo normalmente entre éstos un espacio denominado *espacio sináptico*.

Las neuronas son eléctricamente activas e interactúan entre ellas mediante un flujo de corrientes eléctricas locales. Estas corrientes se deben a diferencias de potencial entre las membranas celulares de las neuronas. Un impulso nervioso es un cambio de voltaje que ocurre en una zona localizada de la membrana celular. El impulso se transmite a través del axón hasta llegar a la sinapsis, produciendo la liberación de una sustancia química denominada *neurotransmisor* que se esparce por el fluido existente en el espacio sináptico. Cuando este fluido alcanza el otro extremo transmite la señal a la dendrita. Los impulsos recibidos desde la sinapsis se suman o restan a la magnitud de las variaciones del potencial de la membrana. Si las contribuciones totales alcanzan un valor determinado (alrededor de 10 milivoltios) se disparan uno o más impulsos que se propagarán a lo largo del axón.

Una neurona típica recoge señales procedentes de otras neuronas a través de una pléyade de delicadas estructuras llamadas dendritas. La neurona emite impulsos de actividad eléctrica a lo largo de una fibra larga y delgada denominada axón, que se escinde en millares de ramificaciones.

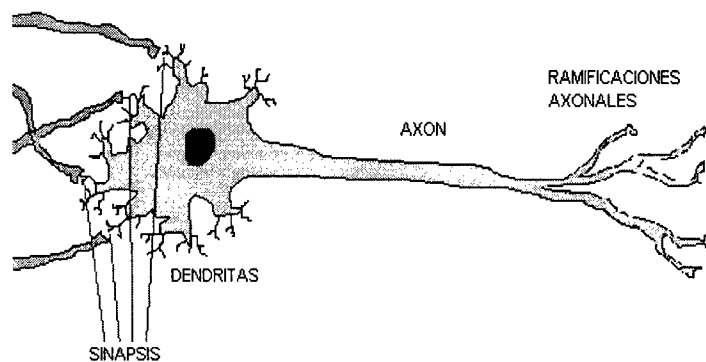


Figura 24. Neurona y conexiones sinápticas

Las extremidades de estas ramificaciones llegan hasta las dendritas de otras neuronas y establecen unas conexiones llamadas sinápsis, en las cuales se produce una transformación del impulso eléctrico en un mensaje neuroquímico, mediante la liberación de unas sustancias llamadas neurotransmisor.

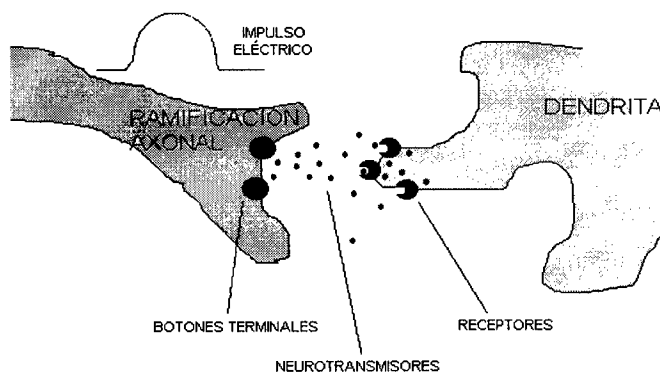


Figura 25. Detalle de una sinápsis

El efecto de los neurotransmisores sobre la neurona receptora puede ser excitatorio o inhibitorio, y es variable (la intensidad del efecto depende de numerosos factores que no sería oportuno describir aquí), de manera que podemos hablar de la fuerza o efectividad de una sinápsis. Las señales excitatorias e inhibitorias recibidas por una neurona se combinan, y en función de la estimulación total recibida, la neurona toma un cierto nivel de activación, que se traduce en la generación de breves impulsos nerviosos con una determinada frecuencia o tasa de disparo, y su propagación a lo largo del axón hacia las neuronas con las cuales sinapta.

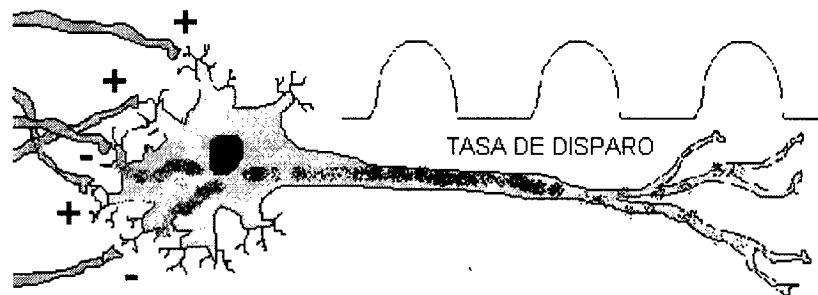


Figura 26. Activación y disparo de una neurona

De esta manera la información se transmite de unas neuronas a otras y va siendo procesada a través de las conexiones sinápticas y las propias neuronas. El aprendizaje de las redes neuronales se produce mediante la variación de la efectividad de las sinápsis, de esta manera cambia la influencia que unas neuronas ejercen sobre otras, de aquí se deduce que la arquitectura, el tipo y la efectividad de las conexiones en un momento dado, representan en cierto modo la memoria o estado de conocimiento de la red.

Aunque todavía no está del todo claro, parece que este impulso se inicia en la conexión entre el axón y la membrana. Su amplitud y velocidad dependen del diámetro del axón y su frecuencia del número de disparos que se efectúen.

Las redes neuronales artificiales basan su funcionamiento en las redes neuronales reales, estando formadas por un conjunto de unidades de procesamiento conectadas entre sí. Por analogía con el cerebro humano se denomina «neurona» a cada una de estas unidades de procesamiento. Cada neurona recibe muchas señales de entrada y envía una única señal de salida (como ocurre en las neuronas reales).

Las redes neuronales están formadas por un conjunto de neuronas artificiales interconectadas. Las neuronas de la red se encuentran distribuidas en diferentes capas de neuronas, de manera que las neuronas de una capa están conectadas con las neuronas de la capa siguiente, a las que pueden enviar información.

La arquitectura más usada en la actualidad de una red neuronal se presente en la figura 27, la cual consiste en:

- Una primera capa de entradas, que recibe información del exterior.
- Una serie de capas ocultas (intermedias), encargadas de realizar el trabajo de la red.
- Una capa de salidas, que proporciona el resultado del trabajo de la red al exterior.

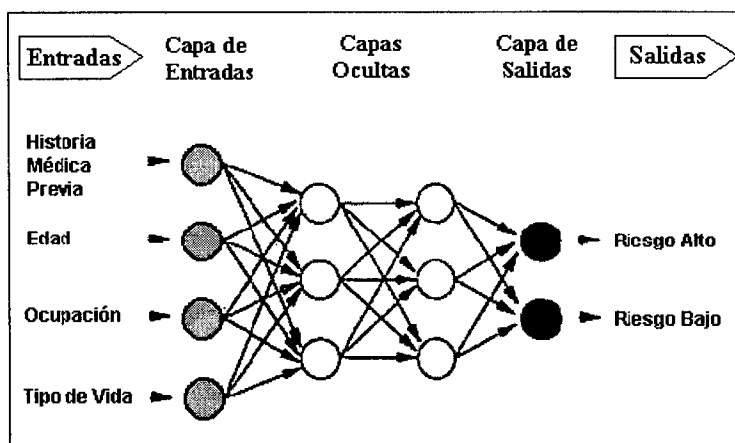


Figura 27. Esquema de una red neuronal antes del entrenamiento ^[41].

Los círculos representan neuronas, mientras las flechas representan conexiones entre las neuronas

El número de capas intermedias y el número de neuronas de cada capa dependerá del tipo de aplicación al que se vaya a destinar la red neuronal. La diversidad de redes es muy grande.

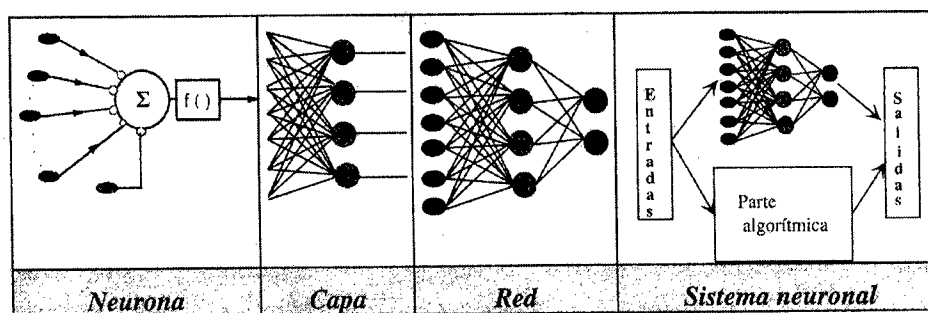


Figura 28. Configuración de una Red Neuronal Artificial ^[42].

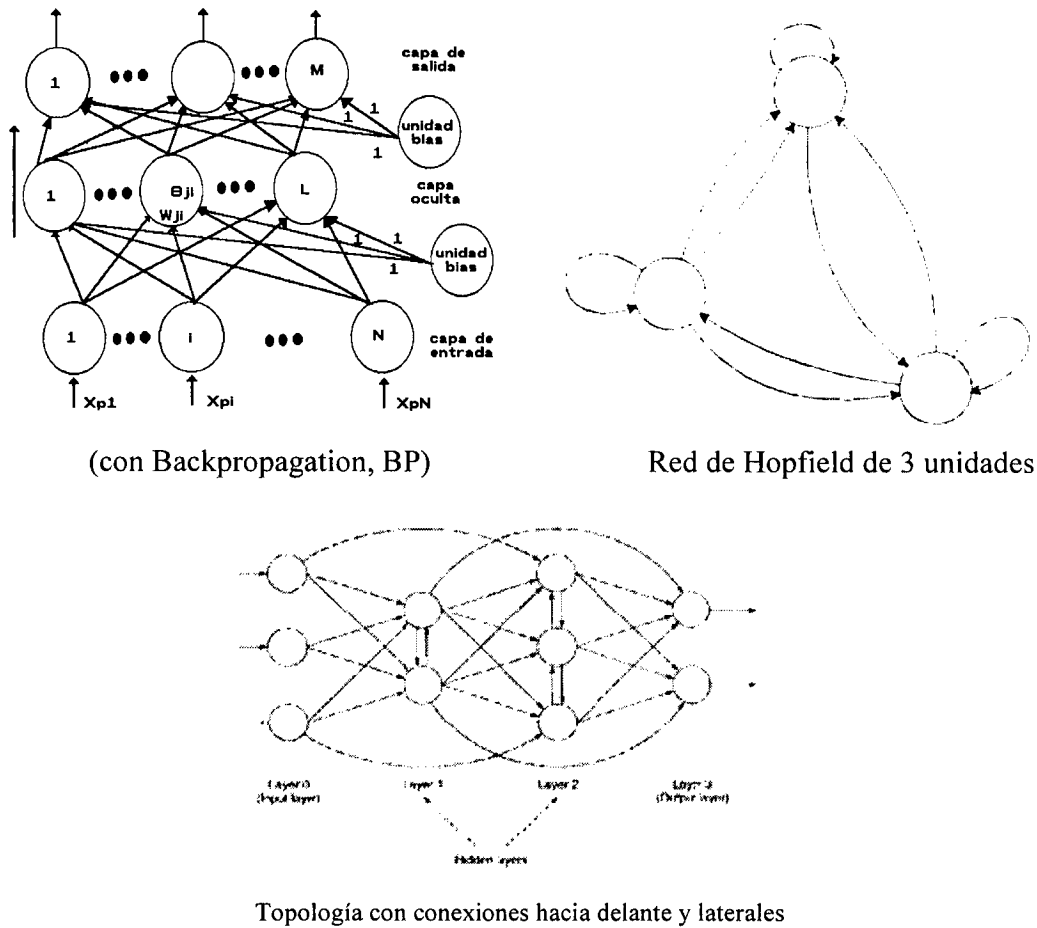


Figura 29. Ejemplos de Redes Neuronales Artificiales [43][44][45].

3.2.1 Diferencias entre el cerebro y una computadora

CEREBRO	COMPUTADORA
Sistema de datos de múltiple propósito capaz de tratar gran cantidad de información en poco tiempo pero no necesariamente con exactitud.	Sistemas altamente especializados con capacidad para procesar información muy concreta, siguiendo unas instrucciones dadas.
La frecuencia de los impulsos nerviosos puede variar.	La frecuencia de transmisión es inalterable y está dada por el reloj interno de la máquina.

Las llamadas sinapsis cumple en el cerebro la función simultánea de varias compuertas (and, or, not etc.)	Las compuertas lógicas tienen una función perfectamente determinada e inalterable.
La memoria es del tipo asociativo y no se sabe dónde quedara almacenada.	La información se guarda en posiciones de memoria de acceso directo por su <u>dirección</u> .
Los impulsos fluyen a 30 metros por segundo.	En el interior de una <u>computadora</u> los impulsos fluyen a la velocidad de la luz.

3.2.2 Similitudes entre el cerebro y una computadora

- Ambos codifican la información en impulsos digitales.
- Tanto el cerebro como la computadora tienen compuertas lógicas.
- Existen distintos tipos de memoria.
- Los dos tienen aproximadamente el mismo consumo de energía.

3.2.3 Diseño de una Red Neuronal

En general y siendo simplista, los puntos a considerar en el diseño de una red neuronal son:

Entradas: ¿qué atributos, propiedades del dominio considerar? ¿Normalizar?

¿Discretas o reales? ¿Intervalo? ¿Cuántas? ¿Curso de la dimensionalidad?

Arquitectura: ¿Cuántas capas? ¿Cómo interconectarlas?

Función de activación: ¿Cuál utilizar? ¿Con qué umbral? ¿En qué intervalo?

Salidas: ¿Cuántas? ¿Qué devuelven? ¿En qué intervalo? ¿Discreto o real?

Ejemplos de entrenamiento: ¿De dónde los obtengo? ¿Cómo los represento?

¿Cuántos tengo? ¿Qué tan confiables son?

Algoritmo de entrenamiento: ¿Retropropagation (Backpropagation) u otro? ¿Cuándo parar de entrenar? ¿Desconectado o conectado?

Constante de aprendizaje: ¿Cuándo corresponde utilizarla? ¿Qué valor usar?

¿Hay que disminuirla a medida que avanza el entrenamiento?

3.3. El Problema de la Optimización en el Procesamiento de Plásticos

El proceso del moldeo por inyección de termoplásticos es el proceso de fabricación de plásticos más utilizado en todo el mundo. La tendencia actual del mercado en la introducción de productos plásticos en sectores como automoción, electrónica o medicina, está exigiendo niveles de calidad muy elevados. De hecho, la calidad de las piezas obtenidas por Moldeo por Inyección es el resultado de una combinación compleja entre el material, el diseño del molde, y las condiciones de proceso, pudiendo ser cuantificada en función de su apariencia, dimensiones y características mecánicas.

Todavía en algunas empresas, la calidad se controla realizando ajustes en las máquinas de inyección mediante métodos de prueba-error durante la fase de puesta en marcha, en los que una serie de piezas se fabrican variando ligeramente los parámetros de proceso hasta que se alcanzan los requerimientos mínimos de calidad. Estos métodos, aparte de significar un esfuerzo adicional, incurren en un mayor gasto tanto de tiempo como de dinero.

La presente idea surge en torno a la optimización del proceso para obtener la calidad de producto demandada. Normalmente se presentan una lista de causas, reglas de dedo, sin llegar a presentar una sistematización de dicho conocimiento, el cual permita no sólo facilitar la enseñanza, sino que además sea útil para aplicar y generar conocimiento.

Para mejorar este procedimiento se ha sugerido el uso de Diseños de Experimentos Estadísticos, para lo cual las variables son tantas que aumenta el número de corridas para encontrar un óptimo. Existen otros métodos empíricos que hasta se han sistematizado en simuladores. El desarrollo del “moldeo por inyección científico” al parecer implica que la misma máquina aprenda y se autoajuste, tal vez, se ha pretendido atacar esta situación usando el enfoque de redes neuronales.

IV. ESTADO DEL ARTE

El moldeo por inyección es una de las técnicas más ampliamente utilizadas en la industria del plástico, en el cual se entiende que el proceso de optimización para mejorar la calidad de las piezas moldeadas está en función de las condiciones o valores de los parámetros del proceso. Se han llevado a cabo muchos trabajos experimentales para investigar la influencia de los parámetros sobre la calidad de piezas moldeadas y la aparición de defectos. Sin embargo, la optimización de los parámetros de proceso es una tarea compleja y difícil, porque depende de muchos factores, tales como: el tipo de material o resina, la geometría de la pieza, la estructura del molde y la máquina de moldeo. Tradicionalmente, los parámetros de proceso son programados por un personal experimentado. Su definición es un trabajo altamente calificado y basado en la experiencia e intuición, en lugar de hacerlo a través de un enfoque teórico y analítico. Ante la competencia global en la industria del moldeo por inyección, este método ya no es suficiente. Algunos investigadores han intentado diversos enfoques para facilitar este proceso y reducir el tiempo de liberación del producto y obtener una calidad constante de piezas moldeadas. Basado en las características de los enfoques existentes pueden clasificarse en dos categorías: Duras y Suaves (hard and soft computing). La estrategia “dura” principalmente implica la simulación numérica, la cual data de la década de 1950^[46]. Sin embargo los modelos prácticamente valiosos comenzaron en la década de 1970. Así, surgieron los modelos “mid-plane”, modelos de superficies y modelos sólidos.

El comportamiento del proceso previsto por la simulación numérica puede ayudar a ingenieros novatos a superar la falta de experiencia y ayudar a ingenieros experimentados a encontrar los detalles que pueden pasar por alto.

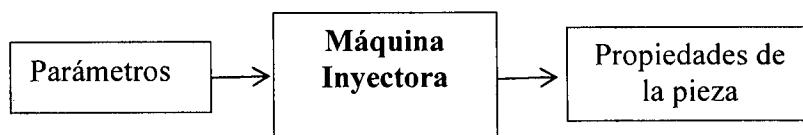
A través de los paquetes de simulación, pueden obtenerse un buen número de parámetros del moldeo por inyección. Sin embargo, este enfoque implica la creación de un modelo usando elementos finitos y ejecutar una serie de simulaciones para obtener los parámetros y valores aceptables. Como el tiempo de ejecución de una simulación de una pieza de plástico con una complejidad moderada, como la carcasa de teléfonos móviles, podría

* Referencias en tabla 1.

tomar una hora o más, puede no resultar práctico realizar una serie de simulaciones convencionales en el entorno de producción en tiempo real. Por tal motivo, muchos investigadores se han enfocado a la categoría de “soft computing”. Las técnicas de computación “suaves” para determinar los parámetros de proceso de moldeo por inyección incluyen: Sistemas expertos, redes neuronales artificiales (RNAs), lógica difusa, razonamiento basado en casos (CBR), algoritmos genéticos (GA), estrategias evolutivas, “mezclas o híbridos” de ellas, etc.

Para el caso que nos ocupa, sobre Redes Neuronales Artificiales (RNAs; en inglés: *ANN* o *simplemente NN*) para el desarrollo o aplicación de esta técnica al moldeo por inyección, se encontró que normalmente se efectúa el procedimiento siguiente:

1. Selección del objeto de estudio. Considerado como un sistema de “caja negra” se establecen los parámetros que se estudiarán o que influyen en las propiedades del producto o pieza. Los parámetros a controlar en el proceso de inyección dependen del material a trabajar, del diseño del molde y de la pieza. Cada caso es particular, las variables a controlar tienen que ver con: **temperaturas, velocidades, presiones, distancias y tiempos.**



Por ejemplo, el alabeo o deformación se presenta más frecuentemente en los materiales cristalinos como poliamidas o acetales, que en los amorfos como acrílicos, estirénicos o policarbonatos. Esto tiene su explicación justamente en dicha estructura cristalina; ya que el enfriamiento se produce de manera dispereja comenzando por alguna o varias cadenas de cristales, actuando como catalizadores alrededor de los cuales el producto se enfría. Esto también ocurre con la contracción. Una de las formas de minimizar estos defectos es modificar la presión y velocidad de inyección para obtener un flujo laminar, llenando a la mayor velocidad posible sin provocar turbulencias (puesto que el régimen turbulento hace que mayor cantidad de material se exponga al contacto con las paredes del molde que está mucho más frío que la masa del material y sería contraproducente), compactando luego a

baja velocidad, haciendo descender la presión en forma paulatina. Por otro lado, puede bajarse la velocidad de enfriamiento, o sea, aumentar la temperatura del molde y aumentar por ende el tiempo de enfriado en el molde, pues es muy importante la uniformidad en la temperatura del molde, para evitar este tipo de defectos.

Como puede notarse, el control de los parámetros de la máquina, naturaleza del material, etc., hacen complejo el optimizar las condiciones de procesamiento. Para apoyar a seleccionar las variables relevantes que influyen en los defectos que normalmente se presentan en estos procesos, se utilizan generalmente tablas que relacionan los parámetros de procesamiento con los defectos, las que pueden ser útiles tanto al experto como al aprendiz, en la búsqueda de las condiciones a controlar para optimizar la calidad de la pieza. La tabla 2 presenta una recopilación de lo reportado al respecto en diferentes fuentes.

La idea es continuar enriqueciendo esta tabla con información pertinente, de ser posible, jerarquizar o ponderar las relaciones y añadir la definición de cada término, a manera de un comentario en cada celda de Excel.

2. Obtención de relaciones causa-efecto “preliminares”, las cuales permitirán entrenar al “sistema neuronal”. Estos datos se obtienen de diferentes fuentes tales como: Datos históricos del proceso, datos obtenidos a través de Diseños de Experimentos conocidos; provenientes de simulaciones (MOLDFLOW, C-Mold, CAE, CAM, ELEMENTOS FINITOS), en fin “experiencia” tenida y a partir de la cual la neurona pueda aprender patrones de comportamiento del sistema de moldeo por inyección.

Estas herramientas se usan, ya sea para proporcionar los datos de entrada para el entrenamiento, como para compararlos en sí mismos con los resultados de las RNAs, pues representan los métodos usados antes de que surgiera este enfoque de las RNAs.

De las 30 referencias seleccionadas, 8 usaron datos provenientes de simulaciones, 5 de diseño de experimentos (principalmente Taguchi) y 1 datos históricos. La idea actual es dejar de depender de este “entrenamiento”.

Por ejemplo, Lin Jen-Chang y cols^[9] a partir de la naturaleza del material (Tabla 3).

Tabla 3. Propiedades físicas de la poliamida PA9T^[9].

PROPIEDADES	PARAMETROS
Densidad (g/cm ³)	1.62
Fibra de Vidrio (%)	33
Resistencia a la tracción (temperatura ambiente) (Mpa)	190
Resistencia a la flexión (temperatura ambiente) (Mpa)	225
Elongación (%)	3.2
Resistencia a la deformación (°C)	285
Contracción en el molde (%)	0.1

Estableció las condiciones y el diseño experimental tipo Taguchi (tabla 5).

Tabla 4. Parámetros y sus valores o condiciones de procesamiento para estudiar la propiedad de alabeo en una pieza ^[9].

Valores	Parámetros			
	A(°)	B(°)	C(%)	D(MPa)
	Temperatura de Fusión	Temperatura del molde	Velocidad de inyección	Presión de Empaquetamiento
1	310	115	65	40
2	320	125	75	45
3	330	135	85	50

Tabla 5. Medida del alabeo en la dirección x (δx) y en la dirección y (δy) y la resistencia a la tensión calculada (σ) ^[9].

Resultados de las corridas experimentales							
Corrida No.	A	B	C	D	δx (mm)	δy (mm)	σ (Mpa)
1	1	1	1	1	0.2155	0.2604	48.89
2	1	2	2	2	0.2105	0.2524	45.25
3	1	3	3	3	0.1862	0.2012	40.2
4	2	1	1	2	0.1798	0.2189	41.47
5	2	2	2	3	0.1728	0.1864	40.82
6	2	3	3	1	0.1918	0.2389	46.44
7	3	1	2	1	0.1745	0.2081	45.45
8	3	2	3	2	0.1715	0.1999	42.54
9	3	3	1	3	0.1595	0.1856	36.89
10	1	1	3	3	0.1848	0.2032	38.32
11	1	2	1	1	0.2158	0.2674	48.95
12	1	3	2	2	0.1932	0.2414	42.68
13	2	1	2	3	0.1732	0.1892	38.73
14	2	2	3	1	0.1875	0.2252	48.85
15	2	3	1	2	0.1835	0.2154	39.17
16	3	1	3	2	0.1612	0.1974	40.9
17	3	2	1	3	0.1545	0.1804	37.42
18	3	3	2	1	0.1778	0.2134	45.68

Para que estos datos sirvan de entrenamiento a la RNA diseñada (Figura 30).

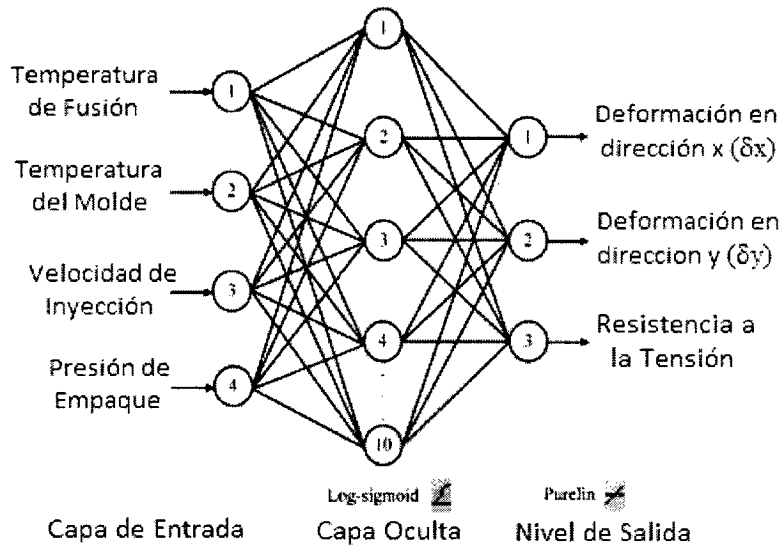


Figura 30. Configuración del modelo BPNN ^[9].

Y determinar la utilidad de la herramienta, para predecir el comportamiento de la máquina, comparado con los datos del diseño:

Tabla 6. Resultados para el δx , δy y σ dados por el modelo BPNN ^[9].

Corrida No.	δx (mm)			δy (mm)			σ (MPa)		
	Actual	Pred.	Residual	Actual	Pred.	Residual	Actual	Pred.	Residual
1	0.2155	0.21548	0.00002	0.2604	0.26037	-0.00003	48.88	48.8892	0.0018
2	0.2105	0.21052	-0.00002	0.2524	0.25244	-0.00004	45.2453	45.2476	-0.0023
3	0.1862	0.18621	-0.00001	0.2012	0.20123	-0.00003	40.2023	40.2026	-0.0003
4	0.1798	0.17977	0.00003	0.2189	0.21883	0.00007	41.4737	41.4753	0.0015
5	0.1728	0.17281	-0.00001	0.1864	0.1864	0	40.8151	40.8155	-0.0004
6	0.1918	0.1918	0	0.2389	0.23886	0.00004	46.4378	46.4311	0.0067
7	0.1745	0.17449	0.00001	0.2081	0.20809	0.00001	45.4484	45.4489	-0.0006
8	0.1715	0.1715	0	0.1999	0.19989	0.00001	42.5424	42.5421	0.0003
9	0.1595	0.1595	0	0.1856	0.18556	0.00004	36.8947	36.8968	-0.0021
10	0.1848	0.18478	0.00002	0.2032	0.2032	0	38.3245	38.3295	0.005
11	0.2158	0.21578	0.00002	0.2674	0.26736	0.00004	48.9542	48.9542	0
12	0.1932	0.19322	-0.00002	0.2414	0.24145	-0.00005	42.6753	42.6759	-0.0006
13	0.1732	0.17319	0.00001	0.1892	0.1892	0	38.7318	38.7349	0.0031
14	0.1875	0.1875	0	0.2252	0.22521	-0.00001	48.8512	48.8505	0.0007
15	0.1835	0.18346	0.00004	0.2154	0.21531	0.00009	39.1734	39.1734	0.0001
16	0.1612	0.16119	0.00001	0.1974	0.19739	0.00001	40.896	40.8975	-0.0016
17	0.1545	0.15451	0.00001	0.1804	0.18039	0.00001	37.4155	37.4191	0.0036
18	0.1778	0.1778	0	0.2134	0.2134	0	45.6842	45.686	0.0018
	MSE		2.76E-10			1.30E-09			6.35E-06

A continuación se habla un poco más de estos pasos.

3. Diseñar la “red neuronal”, la cual representa un procedimiento iterativo, hasta llegar al sistema neuronal adecuado, a la correcta topología y sus características. Esto implica, a grandes rasgos: La arquitectura (número de neuronas de entrada, las capas ocultas y su número de neuronas, las neuronas de salida), los “algoritmos” de computación, etc. Las variantes han sido en la arquitectura y el algoritmo de entrenamiento. Las más usadas son tipo multicapa sin realimentación (Feedforward, FN) y/o con realimentación (Backpropagation, BP) [33].

También las del tipo parcialmente recurrentes (Jordan y Elman) y las recurrentes, donde todas las neuronas están interconectadas, haciendo costoso la computación. Cada enfoque, lógicamente tiene sus ventajas y desventajas. También, todas las que usan BP, tienen que usar FN. Sin embargo, de las 30 referencias seleccionadas, 1 asegura usar sólo FN [33], 9 BP [6,8,12,17,18,20,25,27,31] (con FN, supuesto), 1 GA [7] y 7 mezcla con otros enfoques [9,14,15,19,22,34,35]. 12 no dicen cual sistema usaron [10,11,13,16,21,23,24,26,28,29,30,32].

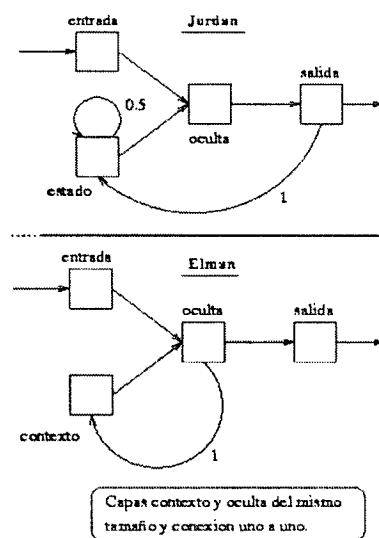


Figura 31. Arquitectura de una Red Neuronal

4. Entrenamiento de la red neuronal. A través de un algoritmo de aprendizaje, los datos previos son introducidos al sistema neuronal y se inicia el entrenamiento iterativo o de ajuste de su arquitectura y parámetros, hasta llegar a un número de ciclos de aprendizaje “adecuado” con un % de error “aceptable” al caso que ocupa, o sea, la predicción o ajuste de los datos de entrada con una desviación aceptable.

Desglosado hasta cierto punto, pero muy ilustrativo, la figura 32 representa un ejemplo típico [35], de sistema FN-BP, el más usado, en este caso el diagrama se “corre” usando lenguaje C. Afortunadamente, ya existen muchos software públicos y privados para ello.

Dicho de otra manera:

Inicialización:

- Construcción de la red.
- Inicialización aleatoria de pesos y umbrales (-0.5, 0.5)
- Criterio de terminación (número máximo de iteraciones,...).
- Contador de iteraciones n=0.

Fase hacia delante (FN):

- Calcular la salida de la red para cada patrón de entrada.
- Calcular el error total cometido (SSE)
- Si la condición de terminación se satisface, parar

Fase hacia atrás (BP):

- Incrementar el contador n=n+1.
- Para cada neurona de salida calcular:

$$d_k = (o_k - y_k) f'(net_k)$$
 donde $net_k = \sum_j w_{kj} x_j + b_k$
- Para cada unidad oculta, calcular

$$d_j = f'(net_j) \sum_k d_k w_{jk}$$
- Actualizar pesos:

$$Dw_{ij}(n+1) = hd_{oj} + aDw_{ij}(n)$$
- Volver a la fase hacia delante.

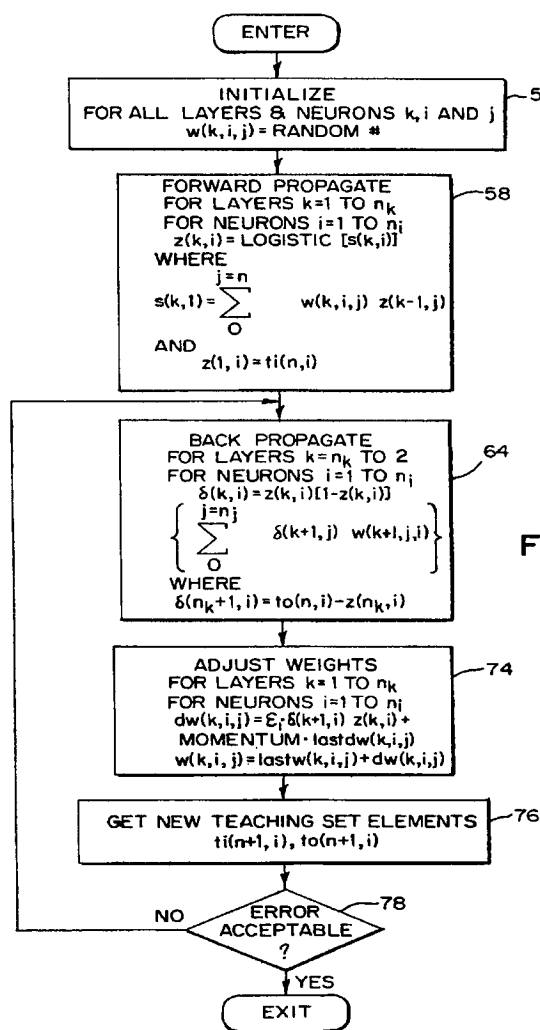


Figura 32. Proceso típico para el diseño y entrenamiento de una red neuronal [35].

5. Comprobación. Se introducen otros datos desconocidos para el sistema neuronal y los resultados obtenidos se contrastan realizándolo en la práctica. El sistema se ajusta ahora con esta información y se termina el entrenamiento si fue aceptable en la práctica. La otra

opción es compararlo con los resultados de las simulaciones o los diseños experimentales y decidir si los resultados fueron mejores, como se ilustró arriba, con el caso de un Taguchi y FN-BP.

6. Se incorpora el sistema neuronal a la práctica, para su uso continuo. De acuerdo a las referencias, muchos son estudios básicos del uso de esta herramienta de predicción o modelado empírico. Ya mencionamos que como área nueva, están buscando la novedad para generar conocimiento publicable. Sin embargo ya hay iniciativas de incorporación a la práctica, por eso se han patentado algunos resultados.

Li Degun y cols ^[46] muestra la realidad de su trabajo de investigación y de intento de incorporación de esta herramienta:

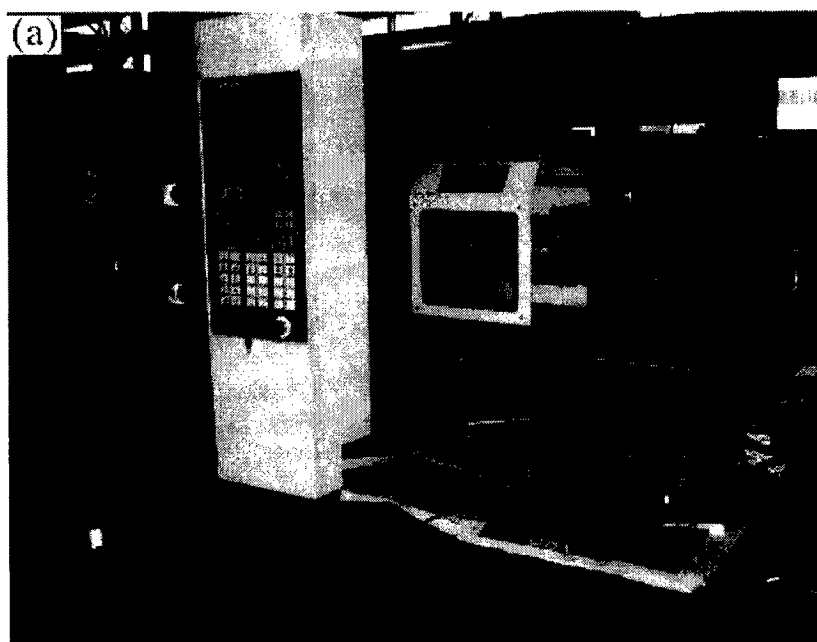


Figura 33. Sistema desarrollado inteligente del aparato ^[46].

Aunque el sistema lógicamente no es tan sencillo, como ilustra Schnerr-Haßelbarth y Michaeli^[33] en su estudio, para controlar la máquina, en los puntos que introduce y arrojan los valores de las variables seleccionadas:

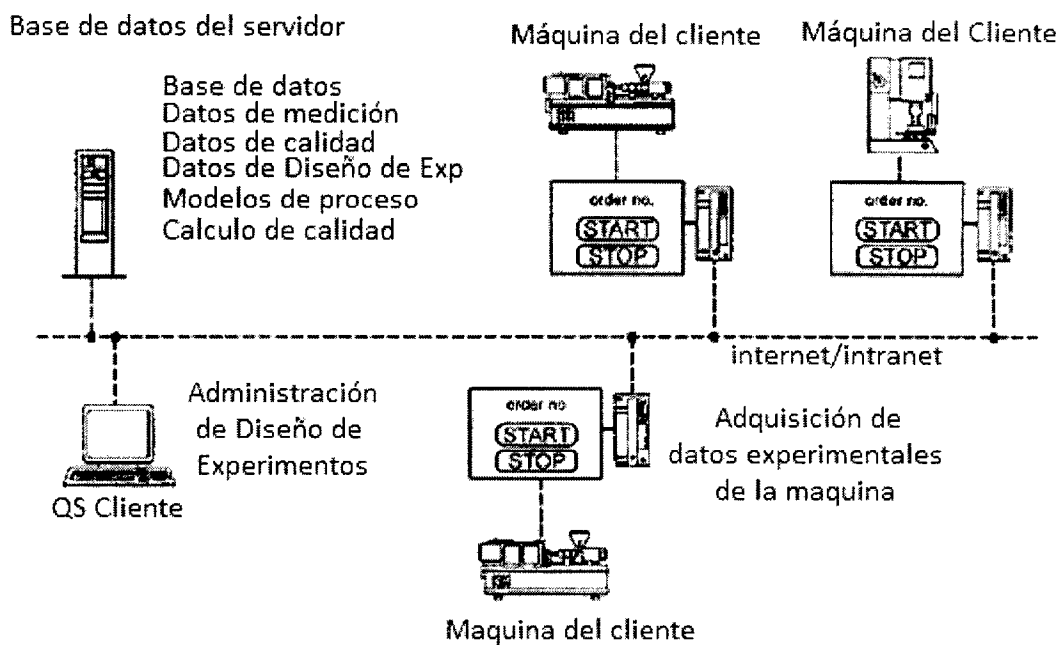


Figura 35. Control de calidad inteligente [33].

V. ÁREAS DE OPORTUNIDAD

Hasta la fecha, los avances sobre el tema de acuerdo a lo establecido, han sido notorios, aunque no se tiene información si ya se ha implementado comercialmente. Con la información que se recopiló, pueden mencionarse algunas áreas de oportunidad:

1. Estrategias de control de “toda la máquina”, no sobre un(os) aspecto(os), sino que la neurona controle ciertas variables para ciertos defectos.
2. Estrategias para que se puedan evitar los datos de entrenamiento (realizar el experimentos en menor tiempo). En principio, usando datos históricos, puesto que algo deberá usarse y conforme se incrementan los datos, el sistema continúe adquiriendo experiencia, de tal suerte, que siempre esté “actualizado”.
3. Sistema informático que permita controlar a un conjunto de máquinas a la vez.
4. Desarrollo de un software exclusivo de RNAs para esta aplicación.
5. Adaptación de dicho software para enseñanza.
6. Desarrollo de prácticas con el uso de software público de RNAs para simular algunos aspectos del moldeo por inyección, en la enseñanza.

VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La información recopilada, permite tener una idea del “estado del arte” en esta área de la aplicación de redes neuronales al moldeo por inyección de plásticos.

La presente idea surge en torno a la optimización del proceso para obtener la calidad de producto demandada. Normalmente se presentan una lista de causas, reglas de dedo, sin llegar a presentar una sistematización de dicho conocimiento, el cual permita no sólo facilitar la enseñanza, sino además que sea útil para aplicar y generar conocimiento. Se presume, que esto es muy útil para que un alumno simule el proceso o algunos aspectos del moldeo por inyección, usando software público disponible y el aprendizaje sea más vivencial. También, se presentó una recopilación de soluciones de causas-efectos en moldeo por inyección, la cual, al enriquecerla, puede ser sumamente útil para la enseñanza, aún para el operario novato.

El objetivo del presente estudio fue: “Investigar el Estado del arte en torno al uso de Redes Neuronales, como ayuda para alcanzar en un menor tiempo las condiciones de proceso óptimas que permitan obtener la mayor calidad en las piezas, en el Moldeo por Inyección de Plásticos”. Se presume que al nivel de discusión presentado, se da una clara idea de los avances en esta área. Se considera que la discusión a otro nivel, o sea, describir los “algoritmos”-matemáticos que cada quien reporta y los aspectos técnicos de su implementación, quedan fuera de los alcances del presente estudio.

Se recomienda y anima a investigadores, a incursionar en esta área reciente y al parecer sumamente útil, para hacer desarrollos tecnológicos o aplicaciones en la enseñanza, del moldeo por inyección de plásticos.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Electrónicas:

“Global Industry Analysts, Inc.

http://www.strategyr.com/?gclid=CKSa_afs6qoCFSNgTAodwWQXNQ

[2] Electrónicas:

“Piden detener Ley de Residuos”

<http://www.razon.com.mx/spip.php?article43144>

[3] Electrónicas:

“Estudios de Mercado”

<http://www.aldereteysocios.com/>

[4] Electrónicas:

“Zona norte, con grandes expectativas”

http://www.plastico.com/tp/secciones/TP/ES/MAIN/IN/ARTICULOS/doc_79869_HTML.html?idDocumento=79869

[5] Electrónicas:

“Instituto Mexicano del Plástico Industrial (IMPI)

<http://www.plasticstoday.com/sourcebook/instituto-mexicano-del-plastico-industrial-sc-imp>

[6] Revista:

“Back Propagation neural network modeling for warpage prediction and optimization of plastic products during injection molding”. Yin, Fei; Mao, Huajie; Hua, Lin; Guo, Wei; Shu, Maosheng. Rep. China. Materials & Design (2011), 32(4), 1844-1850.

[7] Revista:

“Multi-objective optimization of injection molding processing parameters based on neural networks ensemble”. Hu, Zehao; Wei, Wei; Liu, Juan; Liu, Kun. Rep. China. Zhongguo Suliao (2010), 24(8), 64-71.

[8] Revista:

“Application of information diffusion and BP neural network in injection prediction model generation”. Wang, Qi; Huang, Zongnan; Liu, Wenhao. Rep. China. Gongcheng Suliao Yingyong (2010), 38(3), 32-35.

[9] Revista:

“Study on Injection Molding Parameters for Thin-Shell Plastic Parts Using a Neural Network-Based Approach”. Lin, Jen-Chang; Yang, Yung-Kuang; Hsiao, Yun-Hsiang; Jeng, Ming-Chang. Hsinchu, Taiwan. Polymer-Plastics Technology and Engineering (2010), 49(1), 53-61.

[10] Revista:

“Reducing shrinkage in injection moldings via the Taguchi, ANOVA and neural network methods”. Altan, Mirigul. Istanbul, Turk. Materials & Design (2009), Volume Date 2010, 31(1), 599-604. (Abstract)

[11] Revista:

“Using a Neural Network as a Method to Improve the Quality in the Thermoplastic Injection Moulding Process”. Selles, M. A.; Boronat, T.; Ferrandiz, S.; Peydro, M. A. Valencia, España. AIP Conference Proceedings (2009), 1181(Third Manufacturing Engineering Society International Conference, 2009), 769-774. (Abstract)

[12] Revista:

“Optimization of parameters in gas-assisted injection molding by Taguchi technique and BP artificial neural network”. Jiang, Zhi-hui; Zheng, Guo-qiang; Li, Qian; Wang, Fei; Wang, Jun-feng. Rep. China. Qinggong Jixie (2009), 27(2), 12-16.

[13] Patente:

Support apparatus of injection-molding machine. Shioiri, Takayoshi; Yamagiwa, Yoshitoshi; Iwashita, Eiki. (Nissei Plastic Industrial Co., Ltd., Japan). U.S. Pat. Appl. Publ. (2008), CODEN: USXXCO US 20080102147 A1 20080501.

[14] Revista:

“Modeling and prediction of water-assisted injection molding based on GA-LMBP inverse neural network”. Huang, Han-xiong; He, Jian-min; Liu, Xu-hui; Deng, Zhi-wi. Rep. China. Huanan Ligong Daxue Xuebao, Ziran Kexueban (2007), 35(12), 23-27, 33.

[15] Revista:

“Optimization of injection-molding process for mechanical properties of polypropylene components via a generalized regression neural network”. Shie, Jie-Ren. Hsinchu, Taiwan. Polymers for Advanced Technologies (2008), 19(1), 73-83. (Abstract)

[16] Memorias de Conferencias:

“Intelligent quality prediction in injection molding”. Hsu, Chia-Hsiang; Chang, Chuan-Wei; Jwo, Jyh-Jer. Hsinchu, Taiwan. Annual Technical Conference-Society of Plastics Engineers (2007), 65th 1087-1091.

[17] Revista:

“Construction and Analysis in Combining the Taguchi Method and the Back Propagation Neural Network in the PEEK Injection Molding Process”. Kuo, Chung-Feng Jeffrey; Su, Te-Li; Li, Yung-Chang. Taipei, Taiwan. Polymer-Plastics Technology and Engineering (2007), 46(9), 841-848.

[18] Revista:

“Multiple quality characteristics optimization of precision injection molding for LCD light guide plates”. Kuo, Chung-Feng Jeffrey; Su, Te-Li. Taipei, Taiwan. Polymer-Plastics Technology and Engineering (2007), 46(5), 495-505.

[19] Revista:

“Optimization for injection molding process conditions of the refrigeratory top cover using combination method of artificial neural network and genetic algorithms”. Shen, Changyu; Wang, Lixia; Cao, Wei; Wu, Jinxing. Rep. China. Polymer-Plastics Technology and Engineering (2007), 46(2), 105-112.

[20] Revista:

“Adaptive adjustment of plastic injection processes based on neural network”. Liao, X. P.; Xie, H. M.; Zhou, Y. J.; Xia, W. Rep. China. Journal of Materials Processing Technology (2007), 187-188 676-679. (Abstract)

[21] Revista:

“Quality prediction technique of injection molded products examined from the machine”. Shioiri, Takayoshi; Yamagiwa, Yoshitoshi; Iwashita, Eiki. Nissei Plastic Industrial Co., Ltd., Japan. Seikei Kako (2006), 18(8), 579-582.

[22] Revista:

“Process optimization of injection molding by combining ANN/HGA method”. Shen, Chang-yu; Wang, Li-xia; Zhang, Qin-xing. Rep. China. Gaofenzi Cailiao Kexue Yu Gongcheng (2005), 21(5), 23-27.

[23] Revista:

“Application of neural network and computer simulation to improve surface profile of injection molding optic lens”. Kwak, T. S.; Suzuki, T.; Bae, W. B.; Uehara, Y.; Ohmori, H. Japan. Journal of Materials Processing Technology (2005), 170(1-2), 24-31. (Abstract)

[24] Patente:

“Method of setting parameters for injection molding machine”. Liang, Ruei-min; Wang, Pei-ren. (Mirle Automation Corporation, Taiwan). Taiwan (2004), 6 pp. CODEN: TWXXA5 TW 584591 B 20040421.

[25] Revista:

“Shrinkage and warpage prediction of injection-molded thin-wall parts using artificial neural networks”. Liao, S. J.; Hsieh, W. H.; Wang, James T.; Su, Y. C. Chia-Yi, Taiwan. *Polymer Engineering and Science* (2004), 44(11), 2029-2040.

[26] Revista

“Prediction of the shrinkage of injection molded iPP plaques using artificial neural networks”. Lotti, C.; Ueki, M. M.; Bretas, R. E. S. Sao Carlos, SP, Brazil. *Journal of Injection Molding Technology* (2002), 6(3), 157-176. (Abstract)

[27] Memorias de Conferencias

“Prediction of the weld lines in injection molding process using neural networks”. Soltani Faezeh; Manoochehri, Souran. NJ, USA. *Annual Technical Conference-Society of Plastics Engineers* (2000), 58th (Vol.1), 707-711. (Abstract)

[28] Revista

“Generalization of a method using neural networks to predict part quality control during injection molding”. Helps, C. Richard; Strong, A. Brent; Al-Zubi, Raed; Lunt, Barry M.; Kohkonen, Kent E. UT, USA. *Journal of Injection Molding Technology* (1999), 3(4), 212-225.

[29] Revista

“Predicting part quality in injection molding using artificial neural networks”. Rewal, Navneet; Toncich, Dario; Friedl, Christian. Hawthorn, Australia. *Journal of Injection Molding Technology* (1998), 2(3), 109-119.

[30] Memorias de Conferencias

“The influence of raw material batch fluctuations on the injection molding process and product quality”. Potente, H.; Ujma, A. Paderborn, Germany. *Annual Technical Conference-Society of Plastics Engineers* (1997), 55th (Vol.1), 462-466.

[31] Memorias de Conferencias

“Prediction of injection molded plaque properties using artificial neural networks and flow simulation”. Kim, B. H.; Hwang, T. W.; Farooqi, S.; Witkus, S. USA. Annual Technical Conference-Society of Plastics Engineers (1995), 53rd (Vol.1), 714-21.

[32] Revista

“Design quality and robustness with neural networks”. Ali I G; Chen Y T. NY, USA. IEEE transactions on neural networks/a publication of the IEEE Neural Networks Council (1999), 10(6), 1518-27.

[33] Revista:

“Automation of online quality control in injection moulding”. O. Schnerr-Ha“selbarth, W. Michaeli. Macromol. Mater. Eng. 2000, 284/285, 81–85.

[34] Revista:

“Application of Neural Networks in Injection Moulding Process Control”. S.-J. Huang and T-H. Lee. Int J Adv Manuf Technol (2003) 21:956–964.

[35] Patente:

“Process Optimization using a neural network”. Wesley-Davis, G. Gasperi, M. Allen-Bradley Company Inc, USA Patent 5671335, Sept 23, 1997.

[36] Electrónicas:

“Curso de Inyección de Termoplásticos”. Juan Antonio Castillo Garijo

<http://www.mailxmail.com/curso-inyeccion-termoplasticos>

[37] Electrónicas:

“Máquinas de Inyección de Plásticos”.

<http://es.scribd.com/doc/30320450/Capitulo-2-Maquinas-de-Inyeccion-de-Plasticos>

[38] Electrónicas:

“Moldeo por Inyección”.

http://es.wikipedia.org/wiki/Moldeo_por_inyecci%C3%B3n#Molde

[39] Electrónicas:

“Redes Neuronales”. Jorge Fierro.

<http://www.slideshare.net/joafierro/redes-neuronales-547264>

[40] Electrónicas:

“Informe sobre Redes Neuronales”.

<http://www.monografias.com/trabajos/redesneuro/redesneuro.shtml>

[41] Electrónicas:

“Introducción a las Redes Neuronales Artificiales”

<http://perso.wanadoo.es/alimanya/funcion.htm>

[42] Electrónicas:

“Conceptos básicos sobre Redes Neuronales”

<http://alojamientos.us.es/gtocom/pid/pid10/RedesNeuronales.htm>

[43] Electrónicas:

“Redes Neuronales Artificiales”

<http://joel-redesneuronalesartificiales.blogspot.com/>

[44] Electrónicas:

“Modelo de Hopfield”

<http://electronica.com.mx/neural/informacion/hopfield.html>

[45] Electrónicas:

“Introducción a las Redes Neuronales Artificiales”

<http://hugo-inc.net16.net/RNA/Unidad%201/1.8.html>

[46] Revista:

“A Real-Time Process Optimization System for Injection Molding”. Dequn Li, Huamin Zhou, Peng Zhao, Yang Li. Polym. Eng. 49, 2031, 2009

[47] Electrónicas:

Moldeo por Inyección. Arbelvide, J. Monografía.

<http://www.monografias.com/trabajos63/inyeccion/inyeccion.shtml>

[48] Libros:

“Injection molding Handbook”. D. V. Rosato, D. V. Rosato, Academic Publisher.

[49] Libros:

“Taller de Moldeo por Inyección”. M.C. Isaura Yañez Flores, Dr. Saúl Sánchez Valdés.
Sección 4.