

CONTROLADOR DE UN VEHICULO ELECTRICO UTILIZANDO LOS SISTEMAS DE INFERENCIA MANDANI Y SUGENO

Marcelo Francisco Sandoval Z. Jaime Germán Bonilla A, Eduardo Alejandro Tusa J, Olga Lucía Quintero M

*Departamento de Ingeniería Electrónica en Control
Colegio Politécnico de la Universidad San Francisco de Quito
Cumbayá, Quito-Ecuador*

Email: cym152_54@hotmail.com, jaimeb3@hotmail.com, eduardo127@gmail.com, lquintero@usfq.edu.ec

Resumen: Este trabajo presenta el desarrollo un proyecto de control inteligente sobre el diseño de un controlador de velocidad y torque para un vehículo eléctrico basados en los sistemas de inferencia fuzzy Mandani y Sugeno. Se presentará las variables de entrada y salida utilizadas; así como también, las distribuciones de sus respectivos grupos difusos. Además, se describirán las reglas utilizadas para relacionar las entradas y salidas. La construcción de estas reglas se realizó de manera coherente y de acuerdo a las relaciones matemáticas que se expondrán en el desarrollo de este informe. Finalmente, el proceso de defuzzyficación involucró el análisis de los resultados con el objetivo de comprobar el buen funcionamiento de nuestro controlador.

Palabras claves: modelo fuzzy, mandani, sugeno, control de velocidad, auto eléctrico.

1. INTRODUCCION

En los últimos años los sistemas difusos se han venido consolidando como una herramienta útil para tratar y modelar sistemas complejos y no lineales. Las técnicas de inteligencia artificial se han convertido en una herramienta fundamental para abordar problemas complejos incluyendo el área de Control Automático. La inteligencia artificial tiene varias ramas, entre ellas se encuentra la Lógica Difusa. A diferencia de la Lógica Convencional, en donde solo son posibles valores de falso o verdadero, la Lógica Difusa permite definir valores intermedios en un intento por aplicar un modo de pensamiento similar al del ser humano.

En este trabajo se presenta un modelo de inferencia difusa para el control de velocidad del motor de inducción de un auto eléctrico. Particularmente se desarrolla el modelo FIS de la planta y los controladores fuzzy tipo mandani y sugeno. Se describen las variables de entrada y salida utilizadas, así como las distribuciones de las funciones de pertenencia. Se desarrolla un conjunto de reglas tanto para la planta como para los controladores. Se analizan dos tipos de defuzzyficación y se compararan los dos tipos de modelo difuso mandani y sugeno.

2. MODELO DEL AUTO

2.1 Descripción

El modelo se basa en un proyecto que creó una herramienta dinámica de simulación usando modelaje desde el nivel más bajo para los componentes eléctricos y mecánicos de un auto eléctrico. Al contrario de otras versiones desarrolladas que usan modelos estáticos de subsistemas internos para establecer las relaciones de eficiencia y características de operación del vehículo; el modelo a desarrollarse simulará las ecuaciones dinámicas del vehículo. Este tipo de modelaje permitió una evaluación de los requerimientos de potencia y diferentes parámetros dentro del vehículo eléctrico, como también proporcionó resultados detallados de pérdidas dentro del vehículo durante distintos periodos simulados de manejo. (Kroeze, 2008)

Las versiones previas de este simulador incluyen el simulador de auto eléctrico desarrollado por Ryan Kroeze y Philip Krein en la Universidad de Illinois, el cual utiliza un sistema de almacenamiento de batería más grande. Por otro lado, el simulador original de auto híbrido eléctrico diseñado por Daniel Logue and Phillip Krein, el cual incluye un motor como la unidad auxiliar de potencia en serie con el sistema de

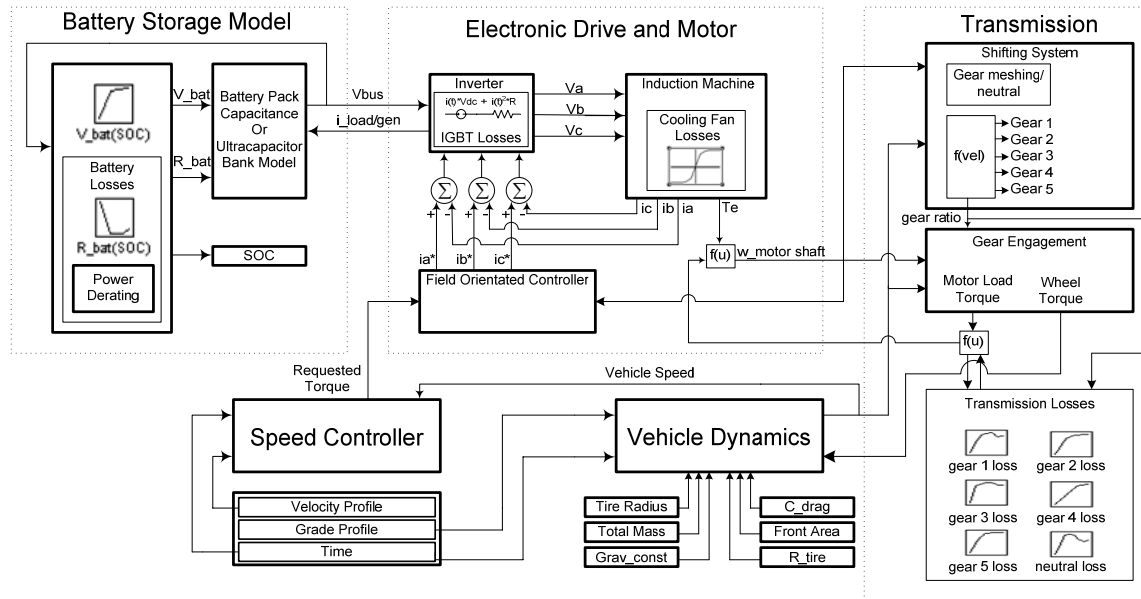


Fig. 1. Interacciones entre los subcomponentes del vehículo eléctrico.

tracción. Otro diseño de Marco Amrhein incluye el reemplazo de esta unidad auxiliar con una célula de combustible y ultracapacitores como sustitutos del paquete de la batería Lead-acid. El modelo a desarrollarse utilizará un sistema de baterías tomando en cuenta su modelaje. (Krein, 2008). La Figura 1 muestra el simulador desarrollado en la Universidad de Illinois. En la figura se muestran los componentes adicionales del sistema de tracción, incluyendo el controlador eléctrico y el motor de inducción. En este modelo, las ecuaciones dinámicas para el motor de inducción permiten alterar todos los parámetros internos; incluyendo el número de polos, la resistencia de la armadura y el rotor; así también como la velocidad promedio, carga, fase, frecuencia, manejo de corriente, y torque. El controlador eléctrico para el motor de inducción es un inversor trifásico que usa IGBTs, donde el voltaje de la batería se invierte a un voltaje AC trifásico que permite el control del motor de inducción. Las corrientes trifásicas del motor de inducción son abstraídas de las corrientes referenciales del controlador de campo, y los voltajes trifásicos que alimentan el motor de inducción producen las Corrientes deseadas, de esta forma controlan que el motor de inducción produzca el torque deseado (Logue 22-26). Las ecuaciones dinámicas del controlador usan la velocidad angular del eje y el torque de referencia (provisto por el controlador de velocidad) para proveer las corrientes trifásicas de referencia para el inversor. (Kroeze 2008). Los elementos que modelan este tipo de vehículo son el sistema de almacenamiento (storage system) y el sistema de tracción (traction system) y el controlador. Los componentes del sistema de tracción son el motor de inducción, la transmisión y las dinámicas del vehículo

3. SISTEMAS FUZZY MANDANI Y SUGENO

El mecanismo de inferencia, es la parte de control del programa, encargada de procesar las reglas contenidas en la base de conocimiento, tomando en cuenta los nuevos datos y el estado del sistema, y producir como resultado, un nuevo

cambio en el estado del mismo para así comenzar un nuevo ciclo.

En general la evaluación de las reglas se realiza utilizando lógica aristotélica, la cual es muy “dura” y por lo tanto es a veces difícil representar el conocimiento del experto mediante este paradigma. En los modelos difusos lingüísticos (también llamados modelos Mandani), tanto el consecuente como el antecedente son proposiciones difusas.

Una forma general de una regla SI ...ENTONCES lingüística difusa es:

R_i : SI x es A_i ENTONCES y es B_i , $i = 1, 2, \dots, K$,

Donde x es la variable antecedente, que representa la entrada al sistema difuso y y es la variable consecuente que representa la salida del sistema difuso.

En muchos casos, se usan vectores de valores reales de entradas y salidas:

$$x \in X \subset \mathcal{R}^p \text{ y } y \in Y \subset \mathcal{R}^q.$$

Sin embargo, es usual que las variables del antecedente y el consecuente sean variables lingüísticas, las cuales asumen los conjuntos difusos como sus valores.

En ese caso, $x \in F(X)$ y $y \in F(Y)$ donde $F(D)$ es el conjunto de todos los conjuntos difusos en D .

A_i y B_i son los términos lingüísticos (conjuntos difusos) definidos por funciones de pertenencia multivariadas (más NO multidimensionales):

$$\mu A_i(x): X \rightarrow [0,1] \text{ y } \mu B_i(y): Y \rightarrow [0,1]$$

respectivamente. El índice i en la regla y en los conjuntos borrosos, representa el número de reglas en el modelo. Los conjuntos difusos A_i definen regiones difusas en el espacio

del antecedente, para el cual se mantienen las correspondientes proposiciones del consecuente.

Para ello basta con tratar de describir con un conjunto de reglas, el conocimiento necesario para realizar una tarea sencilla y cotidiana como por ejemplo, la de estacionar un vehículo. Es en este punto donde comienza a cobrar importancia la fuzzy logic, ya que enseguida trataremos de esbozar reglas con calificativos no demasiado precisos, tales como, si el móvil está muy cerca del cordón y ... entonces ..., o si el ángulo es pequeño y ... entonces ... , o si... entonces girar un poco a la izquierda, etc.

Los Modelos SIB Takagi-Sugeno usan como consecuente una función lineal de las variables de entrada. Este modelo puede representar una clase general de sistemas no lineales estáticos o dinámicos. En este modelo, las reglas son de la forma:

$$\begin{aligned} R^i: & \text{SI: } \mathbf{x} \text{ is } \mathbf{B}^i(\mathbf{x}) \\ \text{ENTONCES:} & y^i = f^i(\mathbf{x}) \end{aligned}$$

donde $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_N]$ son las N entradas del modelo difuso (regresor), $\mathbf{B}^i(\mathbf{x})$ es un conjunto difuso N -dimensional, es el conjunto difuso antecedente de la i -ésima regla definido por una función de pertenencia multivariable:

$\mu_{B^i}(x): \mathfrak{R}^p \rightarrow [0,1]$ y y^i es la salida para la regla i definida por la función $f^i(\mathbf{x})$. Generalmente, esta función se expresa como una función lineal afín de las variables de entrada:

$$f^i(\mathbf{x}) = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_M^i x_M = a_0^i + \mathbf{a}^T \mathbf{x} \quad (1)$$

donde a_j^i son escalares adecuables.

3.1 Desarrollo

El sistema de inferencia borrosa FIS que modela el controlador del vehículo consiste de dos variables de entrada que son: la velocidad del motor de inducción y el torque del motor de inducción. Estas dos variables fueron seleccionadas como variables de entrada debido a que son las variables medibles de nuestra planta.

Es importante aclarar que el controlador basado en lógica fuzzy propuesto, difiere de la estructura de control de la figura 1 en que en se incluyen los bloques de “field orientated controller”, “speed controller” and “vehicle dynamics” en uno solo en el cual, mediante reglas difusas agrupa las operaciones realizadas por los controladores independientes del esquema de Kroeze. (Kroeze, 2008)

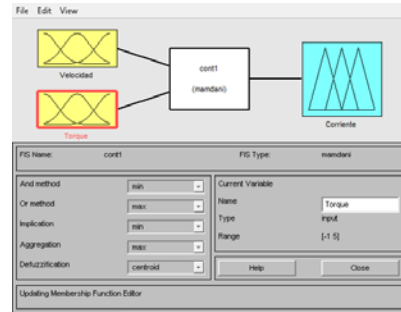


Figura 2. Sistema de inferencia borrosa Mandani del controlador.

La variable de salida de nuestro controlador es la corriente de carga de la batería. Esta variable determina el nivel de voltaje de las baterías que van a alimentar el inversor para obtener una señal amplificada alterna que dinamiza motor de inducción. La figura 2 y 3 muestran los sistemas de inferencia del controlador utilizando los procesos fuzzy Mandani y Sugeno respectivamente.

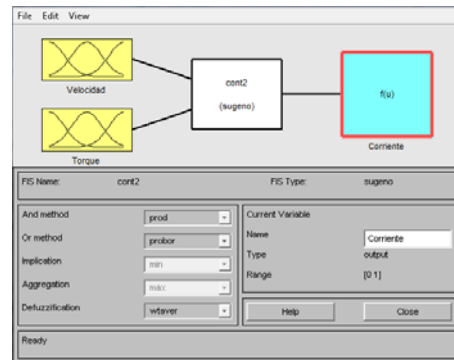


Figura 3. Sistema de inferencia borrosa Sugeno del controlador.

Descripción de las variables

La primera variable de entrada del controlador es la velocidad del motor de inducción. Se conoce por los datos técnicos del motor de inducción que la velocidad de operación es de 3600RPM. Por esta razón, este valor se ubicó con un alto grado de pertenencia a los valores ‘alto’ y ‘medioalto’ de la velocidad. Los valores extremos (aquellos correspondientes a los rangos ‘bajo’ y ‘alto’) fueron modelados con una función sigmoide; el rango medio utilizó una función trapezoidal; y los intervalos ‘medialto’ y ‘mediobajo’ se describieron por una función gaussiana. La figura 4 muestra los grupos de la variable velocidad del motor.

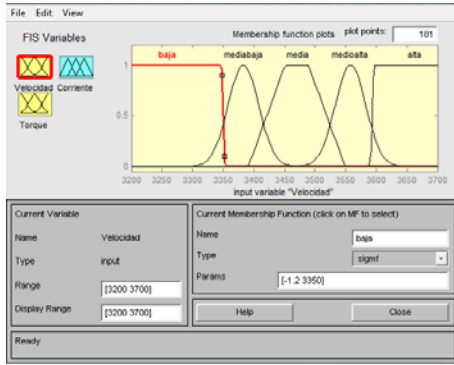


Figura 4. Grupos de la variable Velocidad del motor.

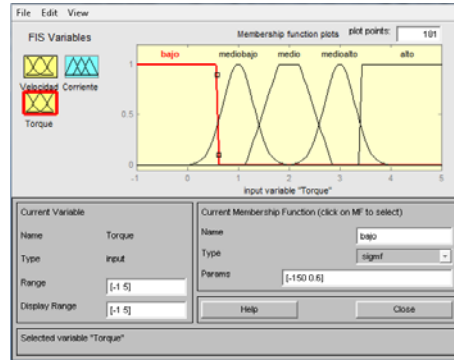


Figura 6. Grupos de la variable Torque del motor.

La segunda variable de entrada del controlador es el torque del motor de inducción. Se puede apreciar a través de la figura 5, la relación existente entre el torque y la velocidad en un motor de inducción. Note que la región a analizarse en esta curva se encuentra encerrada por un recuadro en la esquina inferior derecha. Se seleccionó esta porción de la curva ya que es cercana a la velocidad de operación del motor: 3600RPM. En esta región, la curva tiende a una recta que relaciona el torque y la velocidad inversamente proporcional. La curva torque-velocidad a estudiarse es el resultado de la evaluación de un motor de inducción modelo E15D6 1½ HP de la compañía General Electric en el Laboratorio de Maquinaria Eléctrica de la Universidad de Illinois.(Sauer 2005)

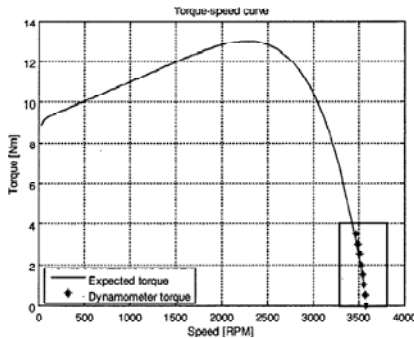


Figura 5. Curva Torque-velocidad de un motor de inducción.

Los valores de torque correspondientes a los valores cercanos a la velocidad de operación, se les asignó el grupo de torque 'medio' y están modelados con una función trapezoidal. Los intervalos máximos y mínimos de torque fueron modelados con una curva sigmoide. Los rangos 'medioalto' y 'mediobajo' se describieron por una función gaussiana. La figura 6 muestra los grupos de la variable Torque del motor.

La única variable de salida del controlador es la corriente de carga de las baterías. Esta variable controla el nivel del voltaje de las baterías, el cual es proporcional a la velocidad del motor de inducción. Esta proporcionalidad se debe a la constante Volts por Hertz (Fitzgerald, 2003). Se puede apreciar por medio de la figura 7 (Battery,2008) la relación entre el voltaje de la batería y la corriente de carga. Este comportamiento corriente-voltaje es para las baterías Lead Acid, las cuales van a ser usadas en este proyecto.

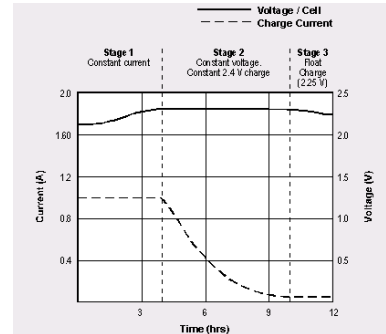


Figura 7. Relación de corriente – voltaje para baterías Lead Acid.

Para determinar los grupos de inferencia fuzzy en Mandani, se utilizó los valores de corriente para los cuales el voltaje de la batería se encuentra entre 2V a 3V. Este valor corresponde al intervalo de corriente medio con una distribución trapezoidal centrado en 1 A. De la misma manera, los grupos de corriente 'medioalto' y 'mediobajo' se distribuyeron con una función triangular. Para los rangos extremos de corriente se utilizó una función sigmoide. La figura 7 muestra los grupos de la variable corriente de carga.

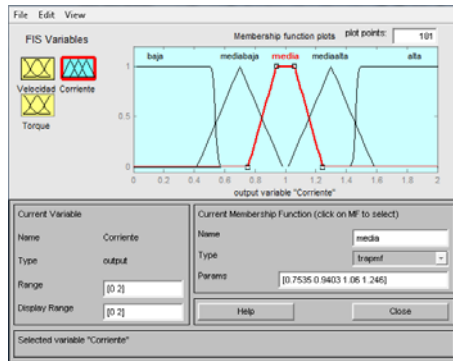


Figura 8. Grupos de la variable Corriente de carga de la batería.

Para determinar los grupos de inferencia fuzzy en Sugeno, se utilizó los valores de corriente y los grupos de acuerdo al modelo Mandani. Los extremos fueron modelados con valores constantes descritos por las ecuaciones (1) y (2) que muestran valores máximos y mínimos de corriente permitidos

$$Corriente_{alta} = 0.1 [A] \quad (1)$$

$$Corriente_{baja} = 0.2 [A] \quad (2)$$

Para determinar el valor de corriente de medio se utilizó un valor de velocidad promedio dentro del rango operatividad con el objetivo de normalizar la velocidad a un valor de corriente dentro del rango medio como sigue

$$Corriente_{media} = \frac{1}{3455} x [A] \quad (3)$$

donde x representa la variable velocidad. Los valores de corriente 'medioalta' y 'medioalto' fueron modelados a partir de las variables torque y velocidad con el objetivo de que fuesen relacionadas a un valor promedio de sus grupos correspondientes en el modelo Mandani. Las ecuaciones (4) y (5) describen las interacciones obtenidas

$$Corriente_{medioalta} = \frac{1}{3350} x - 0.1y [A] \quad (4)$$

$$Corriente_{mediobaja} = \frac{1}{3600} x + 0.5y [A] \quad (5)$$

donde y representa la variable torque del motor.

3.3 Descripción de las reglas

La relación inversamente proporcional entre el torque y la velocidad del motor de inducción en la región de operación nos permite el número de reglas. Si la velocidad es baja, el torque podría ser alto o medioalto. En estas condiciones, necesitamos mayor corriente para cargar las baterías con el objetivo de incrementar el voltaje, y en consecuencia la velocidad. Por lo tanto, la corriente debe ser alta y medioalta respectivamente.

Si la velocidad es mediabaja, el torque presenta tres opciones. Esta puede ser alto, medioalto o medio. En estas condiciones, requerimos la corriente necesaria para cargar las baterías e incrementar la velocidad. Por lo tanto, la corriente debe ser en los tres casos medioalta.

Si la velocidad es media, el torque puede ser medio, mediobajo o medioalto. En este caso particular, nos encontramos en el rango de velocidad operativa pese a las pequeñas variaciones del torque. Por lo tanto, no es necesario cargar las baterías puesto que su voltaje está en el rango de 2 a 3 V. Por lo tanto, la corriente debe ser en los tres casos baja.

Si la velocidad es medioalta, el torque presenta tres opciones. Esta puede ser bajo, mediobajo o bajo. En estas condiciones, requerimos una pequeña corriente que permita cargar a las baterías a esa velocidad del motor. Por lo tanto, la corriente debe ser en los tres casos mediabaja.

Si la velocidad es alta, el torque podría ser bajo o mediobajo. En estas condiciones, requerimos una corriente baja para limitar la velocidad del motor y evitar que la máquina de inducción actúe como generador. Por lo tanto, la corriente debe ser en los tres casos baja. Finalmente, las condiciones antes expuestas se pueden resumir en 13 reglas que se detallan a continuación:

1. If (Velocidad is baja) and (Torque is alto) then (Corriente is alta) (1)
2. If (Velocidad is baja) and (Torque is medioalto) then (Corriente is medioalta) (1)
3. If (Velocidad is mediabaja) and (Torque is medioalto) then (Corriente is medioalta) (1)
4. If (Velocidad is mediabaja) and (Torque is medio) then (Corriente is medioalta) (1)
5. If (Velocidad is media) and (Torque is medioalto) then (Corriente is baja) (1)
6. If (Velocidad is media) and (Torque is medio) then (Corriente is baja) (1)
7. If (Velocidad is media) and (Torque is mediobajo) then (Corriente is baja) (1)
8. If (Velocidad is medioalta) and (Torque is medio) then (Corriente is mediabaja) (1)
9. If (Velocidad is medioalta) and (Torque is mediobajo) then (Corriente is mediabaja) (1)
10. If (Velocidad is alta) and (Torque is mediobajo) then (Corriente is baja) (1)
11. If (Velocidad is alta) and (Torque is bajo) then (Corriente is baja) (1)
12. If (Velocidad is mediabaja) and (Torque is alto) then (Corriente is medioalta) (1)
13. If (Velocidad is medioalta) and (Torque is bajo) then (Corriente is mediabaja) (1)

Figura 9. Reglas que describen los sistemas de inferencia Mandani y Sugeno.

Una vez establecidas las reglas del controlador se puede realizar las variaciones de las entradas para evaluar las salidas utilizando el comando Rules del menú View. En el controlador Mandani, se puede ver que a una velocidad cercana a los rangos de operatividad de 3450 RPM y un torque de 2 Nm resulta una baja corriente de 0.294A, lo cual es lo esperado porque las baterías se encuentran en el voltaje adecuado y no necesitan ser cargadas. Este proceso se describe en la figura 10.

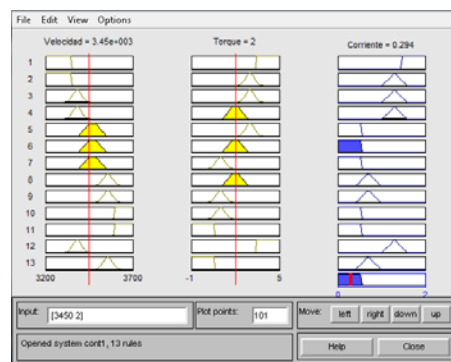


Figura 10. Sistema de Inferencia Fuzzy utilizando Mandani en los rangos de normal operación.

Cuando la velocidad está por encima de los rangos de operatividad (i.e. 3660RPM) y en consecuencia un torque bajo de 0.0636 Nm resulta una baja corriente baja de 0.265A, lo cual es lo esperado porque se debe bajar el voltaje de las baterías para que la velocidad del motor no exceda los límites

establecidos por los rangos de operatividad. Este proceso se describe en la figura 11.

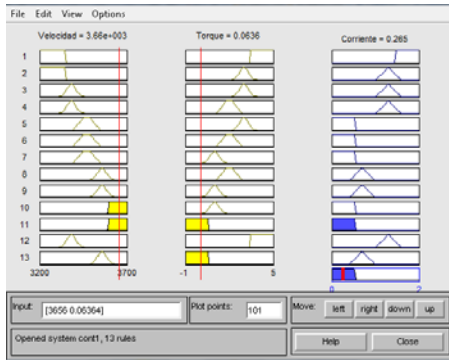


Figura 11. Sistema de Inferencia Fuzzy utilizando Mandani en los rangos de alta velocidad.

Cuando la velocidad está por debajo de los rangos de operatividad (i.e. 3250RPM) y en consecuencia un torque alto de 4.37 Nm resulta una alta corriente baja de 1.73A, lo cual es lo esperado porque se debe incrementar el voltaje de las baterías para que la velocidad del motor aumente también.

En el controlador Sugeno, se puede observar que a una velocidad cercana a los rangos de operatividad de 3450 RPM y un torque de 2 Nm resulta una baja corriente de 0.217A, lo cual es lo esperado porque las baterías se encuentran en el voltaje adecuado y no necesitan ser cargadas. Este proceso se describe en la figura 12.

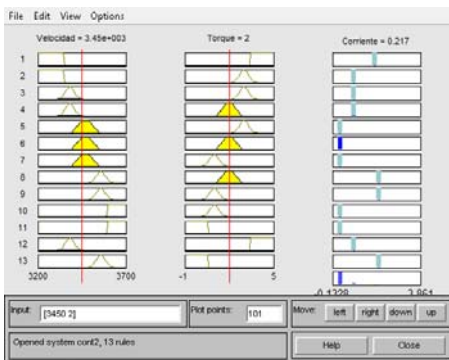


Figura 12. Sistema de Inferencia Fuzzy utilizando Sugeno en los rangos de normal operación.

Cuando la velocidad está por encima de los rangos de operatividad (i.e. 3660RPM) y en consecuencia un torque bajo de 0.0636 Nm resulta una baja corriente baja de 0.2A, lo cual es lo esperado porque se debe bajar el voltaje de las baterías para que la velocidad del motor no exceda los límites establecidos por los rangos de operatividad. Este proceso se describe en la figura 13.

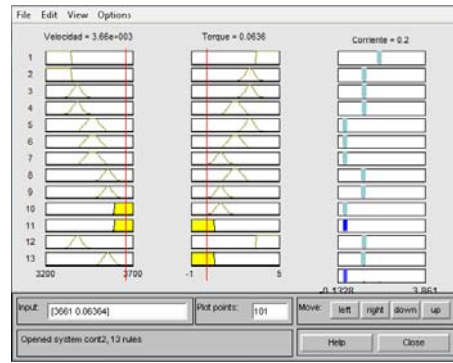


Figura 13. Sistema de Inferencia Fuzzy utilizando Sugeno en los rangos de alta velocidad.

Cuando la velocidad está por debajo de los rangos de operatividad (i.e. 3250RPM) y en consecuencia un torque alto de 4.37 Nm resulta una alta corriente baja de 1.8A, lo cual es lo esperado porque se debe incrementar el voltaje de las baterías para que la velocidad del motor aumente también.

Aplicando la defuzzyficación y comparando el método del centroide con el método del bisector en el sistema Mandani, vemos que no existe diferencia alguna. La relación lineal inversa entre el torque y la velocidad se conservan, así como también las relaciones con la variable de salida corriente. Las superficies Mandani generadas por los métodos del centroide y bisector pueden ser apreciadas en las figuras 14 y 15 respectivamente.

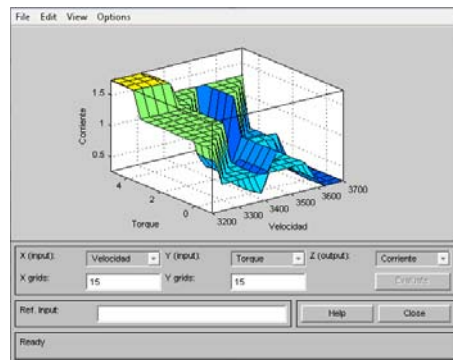


Figura 14. Superficie Mandani utilizando el método del centroide

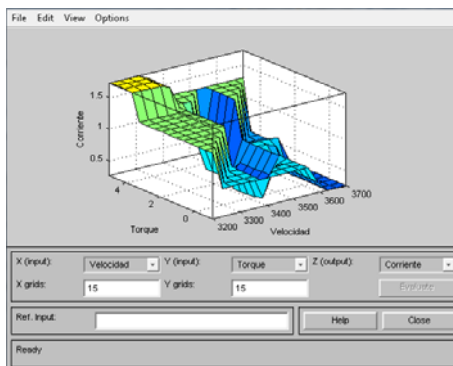


Figura 15. Superficie Mandani utilizando el método del Bisector

Aplicando la defuzzyficación y comparando el método Wtaver con el método del Wtsum en el sistema Sugeno, notamos algunas diferencias. Pese que la relación lineal inversa entre el torque y la velocidad se conservan, el aspecto de las superficies varían. El método wtsum suaviza la superficie de la variable de salida en comparación con el método Wtaver. Cuando el torque está en el rango negativo y la velocidad es baja, la superficie del Wtaver presenta un plano con una pendiente significativa, mientras que la superficie del Wtsum muestra un plano horizontal. Las superficies Mandani generadas por los métodos Wtaver y Wtsum pueden ser apreciadas en las figuras 16 y 17 respectivamente.

Comparando las superficies Mandani y Sugeno, podemos notar algunas diferencias. Los rangos máximos del torque en Mandani son mayores que los Sugeno. Ésto se debe principalmente a que el modelo Sugeno no modela los grupos de sus extremos con una función, sino con un singleton (ver ecuaciones (1) y (2)). De la misma forma, algunos picos en la curva Mandani son suavizados por la curva Sugeno, mientras que otros sufren el efecto contrario. La razón es que las salidas del sistema Sugeno utiliza combinaciones lineales por cada grupo que modela la región asignada de manera adecuada, pero en los límites de las regiones se producen intersecciones de rectas que se manifiestan como picos en la superficie.

3.4 Comparación de Controladores Mandani y Sugeno

Las entradas y salidas para ambos sistemas (Mandani y Sugeno), en ambos casos son iguales con funciones internas similares, la variación se presenta al momento de organizar los grupos de salida, para el caso Mandani se tiene una salida con seis consideraciones (mínimo, bajo, medio, etc), por otro lado para el caso Sugeno la salida corresponde a cinco "Implicaciones" Sugeno (Alta, MediaAlta, etc) donde la superficie se verá afectada dependiendo del criterio del diseñador, estas implicaciones como se ha decidido denotarlas relacionadas con el 'Sugeno Fuzzy Logic Toolbox, Help' producirán variaciones de la superficie en contraste del modelo Mandani, esto se debe a la diferenciación en las reglas de cada modelo y el numero de implicaciones (5) en relación con las consideraciones Mandani (6), variarán dependiendo de la toma de decisiones.

Antes de proceder con los parámetros de entrada para comprender mejor lo que sucede al realizar ambos modelos, en la figura 18, se presentan las superficies para ambos casos y como se dijo anteriormente el tipo de superficie logrado dependerá del criterio de selección de reglas y parámetros.

El eje X se encuentra la velocidad, en el Y el Torque y en el eje Z la Corriente. En primer lugar, se deben observar las variaciones de corriente en el eje Z, aquí se puede observar que el valor óptimo considerado se encuentra alrededor de 3500 rpm y un torque aproximado de 2.4 N/m, entonces la corriente alcanza valores intermedios que van de 2 a 3 amperios. Ahora, lo que se observa en el modelo Mandani respecto a la corriente en los valores cercanos a 4000 rpm y un torque de 5 N/m es únicamente un valor de corriente sin embargo esto no implica que el sistema trabaje en sus mejores consideraciones, simplemente el controlador fallaría por el exceso de corriente, es por eso que se ponen límites, tanto en la planta como debería hacerse en la construcción del diseño, esto podría constar con protecciones ante picos de voltaje o reguladores de realimentación. Siguiendo con el modelo Sugeno, este presenta de mejor manera el criterio del diseñador del controlador ya que su salida está constituida por las "Implicaciones" (Alta, MediaAlta, etc) que son criterios que se eligen del como se espera que el controlador vaya a reaccionar según las entradas proporcionadas, este puede ser más fino si se aumenta el número de implicaciones, es por esto que en los límites de 4000 rpm y 2-4N/m se aprecia un valor de corriente no muy óptimo, respecto al de 3500 rpm y 2Nm.

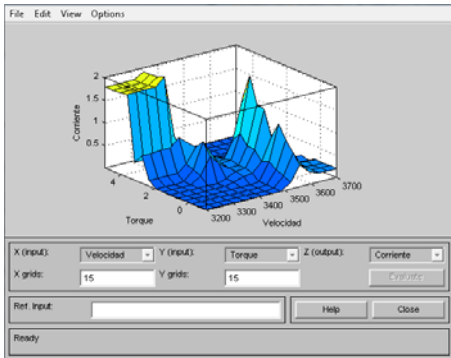


Figura 16. Superficie Sugeno utilizando el método Wtaver.

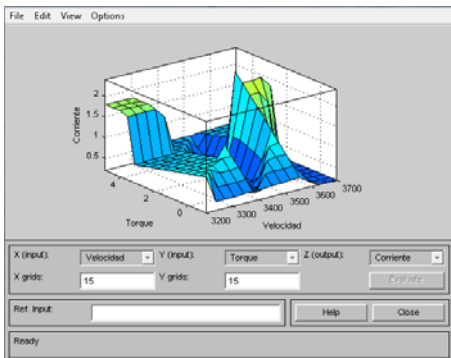


Figura 17. Superficie Mandani utilizando el método Wtsum

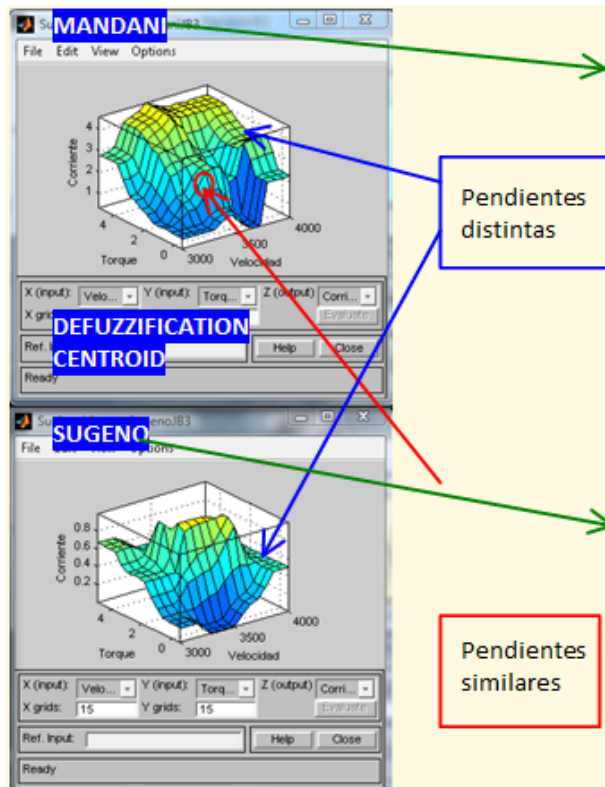


Figura 18. Superficies resultantes para los modelos fuzzy y mandani

El torque requerido (2-5 N/m) está en la aproximación de 3500 rpm, lo que coincide con la gráfica obtenida para Mandani y Sugeno de la figura 21.

También, se puede ver la diferencia señalada anteriormente en las líneas de código (reglas), donde la variación mencionada se presenta en la salida de corriente para los dos modelos, a pesar que la regla 1 sea similar en ambos casos, para cada modelo representará distintos valores de corriente y esto se da por la diferencia en los modelos, entonces para este caso el modelo Sugeno representa de mejor manera el modelo fuzzy ya que se adapta de mejor manera.

Las funciones de Toque para Mandani y Sugeno así como para Velocidad son similares en ambos casos, por este motivo el análisis se ha concentrado en la salida de corriente, así mismo se puede ver que no se ha dejado un grado de pertenencia bajo para lado X de torque y velocidad que va entre 3000 a 4000 rpm y -0.5 a 5 N/m, en el eje Y se puede ver que se encuentra alrededor de (+-)0.5 cada función. También es importante destacar que se usaron distintos tipos de funciones de pertenencia para este análisis que para el desarrollo de la planta.

Debido a que el control Sugeno tiene una representación computacional más compacta y eficiente que la representación computacional Mandani de un sistema, el sistema de Sugeno se presta a la utilización de técnicas adaptivas para la construcción de modelos difusos. Estas técnicas de adaptación pueden ser usadas para personalizar

las funciones de pertenencia, de modo que el sistema difuso modele mejor los datos.

Las características observadas entre ambos sistemas son:

Controlador Sugeno

Es computacionalmente eficiente.

Se puede observar que el sistema funciona bien con las técnicas lineales (en este caso, control PID).

Funciona bien con las técnicas de optimización y adaptación. Permite un buen análisis matemático.

Controlador Mandani

Es muy intuitivo

Tiene gran aceptación

Se ha adapta bien con la interfaz humana

5. CONCLUSIONES

Los modelos de inferencia fuzzy Mandani y Sugeno proporcionan una aproximación del controlador del vehículo eléctrico, más no precisan de valores exactos del modelo. Las reglas que modelan los sistemas fuzzy Mandani y Sugeno son el resultado de las relaciones encontradas entre el torque y la velocidad en el motor de inducción; y el voltaje y la corriente en las baterías Lead-Acid. Para comparar el comportamiento de los sistemas Mandani y Sugeno fue necesario aplicar los mismos valores de entrada a cada sistema con el objetivo de evaluar sus respectivas salidas. Los valores estimados de la salida de la corriente en condiciones de alta, normal y baja velocidad en los modelo fuzzy Mandani y Sugeno son aproximadamente cercanos con una variación justificada en que el modelo Sugeno suaviza las ecuaciones de control y en consecuencia suaviza la superficie de la variable de salida. Este proyecto complementa la aplicación de un controlador al vehículo eléctrico diseñado en el informe anterior utilizando las herramientas de inferencia Fuzzy, las cuales nos han mostrado sus ventajas y desventajas. Ésto constituye un importante aporte en el desarrollo del campo del control inteligente ya que implementa nuevos métodos de aprendizaje en esta área.

REFERENCIAS

- A. E. Fitzgerald, Charles Kingsley Jr., and Stephen D. Umans, Electric Machinery, 6th Edition, McGraw-Hill, Boston, MA, 2003.
- BatteryUniversity. Charging the lead-acid battery. <http://www.batteryuniversity.com/partone-13.htm>. (25 sep. 08)
- E.A. Tusa, M.F. Sandoval. Induction Machine Performance, Experiment #5 of Electric Machinery Course Guide and Laboratory Information. University of Illinois at Urbana – Champaign, 2008.
- J.R. Jang, C.T. Sun, E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Ed. Prentice Hall: United States of America, 1997

- P.W. Sauer, P.T. Krein, P.L. Chapman, ECE 431 Electric Machinery Course Guide and Laboratory Information, University of Illinois at Urbana-Champaign, 2005.
- Baghgar, Bostan. Using Fuzzy Controller in Induction Motor Speed Control with Constant Flux. Pwaset Volume 5 April 2005 ISSN 1307-6884
- Lemus, Coronel. Simulación de un sistema de Control de Velocidad. Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica del Instituto Politécnico Nacional de Mexico, 2000
- Sandoval, M. Bonilla, J. Tusa, E. Modelo de un Sistema Fuzzy (Mandani) para el Control de Velocidad del Motor de Inducción de un Auto Eléctrico. Noviembre, 2008.
- R. C. Kroeze, P. T. Krein, "Electrical Battery Model for Use in Dynamic Electric Vehicle Simulations" University of Illinois, Technical Report CEME-TR-2008-30, August 2008.
- R. C. Kroeze, P. T. Krein, "Electric Vehicle Simulator" University of Illinois, Technical Report CEME-TR-2008-30, January 2008.