|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Posición:-Página-Párrafo-Renglón | Dice | Debe decir |
| 21En la segunda fila de la tabla.En la columna “Nueva población” | 01101 | 01100 |
| 39Figura 2 (superior derecha)  |  |  |
| 49Abajo delsegundo subtituloSegunda ecuación | A0.5={1,2,3,4} | A0.5={} |
| 53 Orden de las funciones de membresía respecto a su código. |  | Ecuaciones de las funciones de membresía Función saturación derechaFunción saturación izquierdaFunción PIFunción triangularFunción tipo S  |
| 57Segundo subtítuloSegundo bullet | Ahora la pregunta es la siguiente, efectuada para esos valores de predeterminados: “Identifique que los elementos de X que pertenecen a A con grado no menor que ”. | Ahora la pregunta es la siguiente, efectuada para esos valores de predeterminados: “Identifique que los elementos de X que pertenecen a A con grado no menor que ”. Donde A)= |
| 59Primer subtítulo | Ejemplo: | Ejemplo:Operación  |
| 59 Última figura de la página |  | Agregar al lado derecho de la ultima figura:para x2= 8-4 |
| 60Final de la página Ultima figura | A+B | C=A+B |
| 60Penúltima ecuación de la página |  |  |
| 70Después del primer párrafo | Modus ponens:AAB | Modus ponens: |
| 70 Después del primer párrafoA la derecha del Modus ponens | Modus tollens:A | Modus tollens: |
| 70Segunda tablaCuarta columnaPrimera fila |  |  |
| 70segunda tablaultima columnaprimera fila |  |  |
| 71Sexta fila |  |  |
| 71Séptima fila |  |  |
| 71Nombre de la segunda tabla |  (modus ponens) | (Modus tollens) |
| 71Segunda tablaCuarta columnaPrimera fila |  |  |
| 71Segunda tablaUltima columnaPrimera fila |  |  |
| 79Abajo de las reglas lingüísticas |  “Al simularlo, esta fue la aproximación que generó:” | “Al simularlo, esta es la aproximación que generó:” |
| 86Primera figura |  |  |
| 87Tabla 2.11 |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | N | Z | P |
|  | U | N | Z | P |

 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | N | Z | P |
| U | N | Z | P |

 |
| 87Tabla 2.12 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | N | Z | P |
| N | N | N | P |
| Z | N | Z | P |
| P | N | P | P |

 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | N | Z | P |
| N | N | N | P |
| Z | N | Z | P |
| P | N | P | P |

 |
| 87Tercer subtítuloPrimer párrafo(controlador PI)Primera línea |  |  |
| 87 Figura terminando el tercer párrafo |  |  |
| 88Título de la tabla 2.13 | Fam para un controlador PD con tres funciones de pertenencia | Parte de la Fam para un controlador PD con tres funciones de pertenencia |
| 88Título de la tabla 2.14 | Fam para un controlador PD con siete funciones de pertenencia | Parte de la Fam para un controlador PD con siete funciones de pertenencia |
| 89Figura 2.71Espiral incompleto Hay datos faltantes |  |  |
| 89Tabla 2.15Última columna |

|  |
| --- |
| **Punto de referencia** |
| i, v |
| ii, vi |
| iii, vii |
| iv, viii |
| ix |
| xi |

 | Eliminar última columna |
| 103última figura |  |  |
| 104Figura 2.91 |  |  |
| 104Figura 2.92 |  |  |
| 120Figura 2.115 | PIDProcesoyr+-PIDeControlador difuso**Switch** |  |
| 123Debajo de las dos figurasPrimer párrafo  |  Ahora bien, la diferencia entre este método y una aproximación lineal es que las conexiones entre las relaciones son más suaves con este método. | Teniendo como salida:Ahora bien, la diferencia entre este método y una aproximación lineal es que las conexiones entre las relaciones son más suaves con este método. |
| 127Primer párrafo | … ecuaciones necesarias de las líneas para aplicar el método Sugeno. | … ecuaciones necesarias de las líneas para aplicar el método Sugeno.Con salidas singleton.* A partir de la …
 |
| 127Ejemplo Sistema Difuso SugenoPrimer bullet de la páginaCuarto renglón |  A partir de la medición de los datos de un sistema real y simular su comportamiento por medio de un sistema difuso utilizando MATLAB®. | A partir de la medición de los datos de un sistema real, simular su comportamiento por medio de un sistema difuso utilizando MATLAB®. |
| 127Ejemplo Sistema Difuso SugenoSéptimo renglón |  El método de inferencia es uno de los más utilizados. | El método de inferencia mamdani es uno de los más utilizados. |
| 128Primer renglón de la página | La primera salida que se propuso fue Singleton, donde las salidas son de manera puntual. | La primera salida que se propuso fue Singleton, donde las salidas son de manera puntual.Representando un sistema Sugeno. |
| 159Figura 2.170Parte de la figura |  |  |
| 161Figura 2.173Parte de la figura |  |  |
| 161Figura 2.175 |  | Cerrar el recuadro de la figura |
| 162Figura 2.178Parte de la figura |  |  |
| 171No existe titulo en el encabezado de la página |  | Lógica Difusa tipo Mamdani |
| 201Figura 3.4 |  |     |
| 201Figura 3.5A la derecha de la función. |  |  |
| 206El punto numero 4  | 4) Actualizar los pesos  donde  | 4) Actualizar los pesos  donde ¿Qué pasa cuando se elimina e(k) de la ecuación anterior?Respuesta= Se clasifica también pero la convergencia es diferente (no es supervisado), se puede tener un aprendizaje  |
| 229Inicio de la página | Al inicio de la página dice :Donde | Agregar arriba:Iniciamos con función linealDonde |
| 229Tercer renglón (cuarto con la modificación del punto anterior ya hecha) | Donde | Definiendo |
| 229Abajo del octavo renglón (noveno con la modificación del los puntos anteriores ya actualizada) |  | S = ;  |
| 229Penúltimo renglón de la página | C=factor de aprendizaje | C=factor de aprendizaje = normalmente entre 0 y 1 |
| 229Último renglón de la página |  Cálculo de los pesos de última capa | Cálculo de los pesos de última capa (en la que se sabe el valor deseado) |
| 230Tercer ecuación de la página |  |  |
| 230Cuarta ecuación de la página |  |  |
| 230Primer subtítulo  | Capas intermedias | Capas intermedias (En estas capas no se conoce el error) |
| 230Doceava ecuación |  |  |
| 231Renglón 3(sin contar ecuaciones)  | Ejemplo: | Ejemplo:De acuerdo a la topología de la red que se presenta en la figura 3.35 y con los datos proporcionados en la misma, se desea encontrar los valores aproximados de las variables restantes, para poder completar la información y poder realizar el entrenamiento de la red por retropropagación del errorSoluciónSe tiene la red de la .35 con los valores mostrados, en donde dado el vector de entrada (1,0,1) se tiene para la primera capa, empleando en cada neurona una función sigmoidal Como la que se muestra en la siguiente figura, en Matlab puedes emplear la siguiente expresión y=1/(1+exp(-x));  Y recordando que la derivada de la función sigmoidal es igual a Siendo esta expresión muy importante para el procedimiento de entrenamiento de retropropagación del error Donde la grafica de la función sigmoidal y su derivada se pueden representar como lo muestra la siguiente figuraAplicando lo anterior a los datos del problema tenemos Teniendo la salida igual a f=0.665Si asumimos que el sistema es entrenado mediante retropropagación del error (backpropagation) , encontrando para la primera iteración Para calcular en estas capas el coeficiente se emplea Para la capa de salida se emplea  Los valores de los pesos indican el resultado en la primera iteración, en donde esta relacionado con los pesos de la neurona 1 de la capa 1, está relacionado con los pesos de la capa 1 de la neurona 2 y con los pesos de la capa de salidaSiendo la topología de la red la mostrada a continuaciónFig. 1.35 Red neuronal con valores inicialesLo que se requiere calcular es el valor deseado al que se quiere llegar en la salida y el valor que tienen los pesos de al iniciar el entrenamiento, empleando las expresiones básicas del entrenamiento por retropropagación, se pueden establecer los pasos para la solución.Pasos 1-Para encontrar el valor deseado se despeja la variable del valor deseado “d” de la ecuación 1 y se obtiene d=0.000653. (1) (2) (3)Paso 2 Para calcular se utiliza la ecuación 4 de la cual se despeja . (4) (5)Para el primer peso se tiene(6)Para el segundo peso se tiene(7)donde .Para validar que los valores son correctos, se calcula la salida f utilizando los pesos calculados donde se tiene de nuevo f=0.665, lo cual indica que los valores fueron calculados correctamente.En caso de querer realizar el entrenamiento con otro tipo de funciones puede emplear la siguiente información de las funciones y sus derivadasDe manera simple el algoritmo de retropropagación se puede definir por los siguientes pasos.* Pasos 1- Definir la estructura de la Red, numero de capas y neuronas, proponer el valor de salida deseado y numero de iteraciones para el entrenamiento.
* Paso 2- Proponer pesos de manera aleatoria en cada neurona
* Paso 3- Calcular la salida de la Red, empleando los pesos y entradas correspondientes
* Paso 4- Calcular Coeficientes de Sensibilidad del error
* Paso 5-Calcular nuevos pesos en cada neurona y capa
* Paso 6- Regresar al paso 3 si no se alcanzar la tolerancia o número de iteraciones propuestas, en otro caso detener algoritmo

  |
| 237Primer párrafoPrimer renglón | La red más sencilla que realiza una asociación se muestra en la figura 3.34, con una sola neurona de entrada y una función de trasferencia tipo limitador fuerte(hardlim): | La red más sencilla que realiza una asociación se muestra en la figura 3.42, con una sola neurona de entrada y una función de trasferencia tipo limitador fuerte(hardlim): |
| 238Primer párrafoInicio de tercer renglón renglón | La figura 3.36 muestra la estructura de un asociador lineal con un vector de entrada p, que se representa con la ecuación: | La figura 3.44 muestra la estructura de un asociador lineal con un vector de entrada p, que se representa con la ecuación: |
| 244Tabla mostrada | ¿Qué pasa con los siguientes estados?: | ¿Qué pasa con los siguientes estados?:De acuerdo a los estados presentados en la tabla se puede ver de forma clara como se guardan estados de memoria en la red los cuales son atractores a los puntos de equilibro definidos durante el calculo de los pesosPor ejemplo en estado 1,1,1 se puede observar que al evaluar el valor de la salida de la red la salida que se tiene es 1, 1, 1 este valor se encuentra después de evaluar el valor por la función sign, en donde los valores de cero toman el valor de la entradaEn el caso del estado -1,1,1 se puede ver que la salida de la red es 1,1,1 como existe un cambio entre los valores de la entrada y la salida se hace una nueva iteración y se encuentra que regresa al atractor 1,1,1 en donde se puede observar que no existe cambio entre la entrada y la salida por lo que logra la estabilidad en la red. Lo mismo pasa en los siguientes estados en donde se requiere mas de la iteración cero para alcanzar la estabilidad de la red, otro ejemplo es el caso -1,-1,1 que después de dos iteraciones se alcanza el punto de equilibrio en -1,-1,-1.Este método es muy empleado en clasificación un ejemplo puede ser en la clasificación de letras definidas por dos valores.En donde los valores recomendados para hacer la clasificación son valores de 1 y -1 para definir de una manera clara los puntos a tractores y no tener problemas de no convergencia si se definen con valores de cero.  |