Informe del Proyecto de Simulación II

Carlos Bermudez Porto

Grupo C412

C.BERMUDEZ@ESTUDIANTES.MATCOM.UH.CU

Tutor(es): Dr. Yudivian Almeida, Universidad de La Habana

1. Características del Sistema de Inferencia e Implementación

Para la implementación del Sistema difuso se tuvieron en cuenta diferentes definiciones de la lógica difusa. Estas definiciones fueron implementadas usando el lenguaje de programación Python. A continuación se explicarán los principales componentes, así como detalles sobre su implementación:

1.1 Conjunto Difuso

Como base del sistema se encuentra el conjunto difuso. Este cuenta con 4 propiedades principales:

- 1. Nombre: El identificador de dicho conjunto.
- Función de Membresía: La función que describe el grado pertenencia a dicho conjunto de un elemento x cualquiera.
- 3. Conorma: La función utilizada para realizar la operación de unión sobre este conjunto.
- 4. Norma: La función utilizada para realizar la operación de intersección sobre este conjunto.

Un ejemplo de dicha estructura en una clase de *Python* sería la siguiente:

```
class FSet:
    def __init__(self, name, membership,
        umethod, imethod):
    self.name = name
    self.membership = membership
    self.umethod = umethod
    self.imethod = imethod

def __add__(self, other):
    # ...

def __mul__(self, other):
    #
```

Como se observa en el código anterior las funciones de unión e intersección fueron implementadas como las operaciones de suma y multiplicación, respectivamente, de un objeto de Python.

El código de la clase anterior se puede ver en el archivo $fuzzy_set.py$.

1.2 Función de Membresía

La función de membresía es la principal característica del conjunto difuso anteriormente explicado. Esta función es definida a través de la clase de Python siguiente:

```
class MembershipFunc:
    def __init__(self, ipoints, func):
        self.ipoints = ipoints
        self.func = func

def __call__(self, x):
    return self.func(x)
```

La propiedad func contiene a la propia función de membresía que se define en la lógica difusa.

Por su parte, la propiedad *ipoints* es una lista que contiene los puntos importantes para la función, los cuales son asumidos como valores reales. Ejemplo de estos puntos serían los límites del intervalo analizado por esta función.

Si bien hasta este punto todas las propiedades permitían elegir un dominio cualquiera para los conjuntos difusos, la propiedad *ipoints* fuerza que el dominio esté restringido a los reales. Esto se hace necesario para el correcto funcionamiento de algunas de las funciones de desfusificación que se verán más adelante.

1.2.1 Funciones de Membresía Básicas

Como funciones básicas de membresía se implementaron métodos que construyen las funciones más utilizadas en la lógica difusa. Una lista de las funciones implementadas es:

- 1. Función Triangular
- 2. Función Trapezoidal
- 3. Función Gaussiana
- 4. Función smf
- 5. Función zmf

El código de la clase anterior, asi como de las funciones básicas, se puede ver en el submódulo functions.

1.3 Variables Lingüísticas

Para la representación de las variables lingüísticas se utilizó la siguiente clase de *Python*:

```
class Variable:
    def __init__(self, name, *descriptors):
        self.name = name
        self.descriptors = dict()
        for fset in descriptors:
            self.descriptors[fset.name] = fset

def fuzzify(self, x, dname):
    # ...
```

La propiedad name se refiere al nombre de la variable. La propiedad descriptors es un diccionario con todos los conjuntos difusos que describen a la variable. Un ejemplo sería $Variable("Persona", conjunto_joven, conjunto_viejo)$ donde los conjuntos viejo y joven son los que describen a esa persona.

Adicionalmente las variables cuentan con la función fuzzify que permite, dado un valor y el nombre de uno de los descriptores, calcular su grado de pertenencia al conjunto con ese nombre.

El código de la clase anterior se puede ver en el archivo *variable.py*.

1.4 Reglas

Las Reglas en sí varían en su implementación dependiendo del tipo de método de inferencia en que se vayan a usar. Por ejemplo, en los métodos de Larsen y de Tsukamoto la aplicación de dichas reglas a la entrada produce como resultado un conjunto o un valor respectivamente. Sin embargo para su implementación todas tuvieron como base la siguiente clase:

```
class Rule:
    def __init__(self, antecedent):
        self.antecedent = antecedent

def eval(self, values:dict):
    raise NotImplementedError()
```

A partir de esta clase base se puede deducir que toda regla tendrá un antecedente, contenido en la propiedad antecedent y un método eval, el cual recibirá los valores de la entrada de cada variable en el antecedente, el cual será evaluado para luego conformar y devolver el resultado de dicha regla.

1.4.1 Antecedentes

Para el manejo y evaluación de los antecedentes se implementó una clase base Antecedente, de la cual heredan tres nuevas clases. De ellas, dos son para manejar las relaciones de \land y \lor entre antecedentes, siendo la tercera la unidad básica de los antecedentes, manejando las expresiones del tipo "var is A", donde var es una variable lingüística y A es un conjunto difuso que la describe.

La implementación utilizada para estas clases es

similar a la siguiente:

```
class Antecedent:
  def __and__(self, other):
     return AndAntecedent(self, other)
  def __or__(self, other):
     return OrAntecedent(self, other)
  def eval(self, values:dict):
     raise NotImplementedError()
class BinaryAntecedent(Antecedent):
  def __init__(self, left:Antecedent,
      right:Antecedent):
     self.left = left
     self.right = right
class AndAntecedent(BinaryAntecedent):
  def eval(self, values:dict):
     return min(self.left.eval(values),
         self.right.eval(values))
class OrAntecedent(BinaryAntecedent):
  def eval(self, values:dict):
     return max(self.left.eval(values),
          self.right.eval(values))
class IsStatementAntecedent(Antecedent):
  def __init__(self, var:Variable,
       descriptor:str):
     self.var = var
     self.desc = descriptor
  def eval(self, values:dict):
     return
          self.var.fuzzify(values[self.var.name],
         self.desc)
```

1.5 Métodos de Inferencia

De los cuatro métodos estudiados se decidió implementar los métodos de Mamdani y de Larsen. Debido a la alta similitud entre ellos se decidió implementar una clase base que encapsulara el comportamiento de ambos, asi como el de sus reglas ya, que ellas solo varían en el conjunto resultante de la evaluación de las mismas. La implementación común de las reglas es la siguiente:

```
class Defuzzy_Rule(Rule):
    def __init__(self, antecedent:Antecedent,
        con_var:list, con_desc:list):
    super(Defuzzy_Rule,
        self).__init__(antecedent)
    self.con_vars = con_var
    self.con_descs = con_desc

def merge(self, value, fset:FSet):
    raise NotImplementedError()

def eval(self, values:dict):
    result = self.antecedent.eval(values)
    transformed = dict()
    for con_var, con_desc in
```

```
zip(self.con_vars, self.con_descs):
  to_trans:FSet =
       con_var.descriptors[con_desc]
  fset = self.merge(result, to_trans)
  transformed[con_var.name] = fset
return transformed
```

Esta nueva regla agrega como propiedad las listas con_var y con_desc, las cuales contendrán ambas en la posición i la variable y el conjunto que la describe respectivamente en el consecuente de dicha regla. El resultado de evaluar la regla será un diccionario donde a cada nombre de variable en el consecuente se le asociará el conjunto resultante de aplicar la función merge sobre ese conjunto que la describe y el valor resultante de evaluar el antecedente, dando esto como resultado un nuevo conjunto.

Para la implementación específica de las reglas de los métodos de Mamdani y de Larsen solo hizo falta sobreescribir la función merge correcta para cada uno. Para Mamdani una que devuelva el conjunto cortado por el valor y en el caso de Larsen el conjunto escalado.

La clase común para ambos métodos es la siguiente:

```
class Defuzzy_Model:
  def __init__(self, rules:list):
     self.rules = rules
  def infer(self, input_values:dict,
       def_method=centroid_defuzzification):
     final =
         self.rules[0].eval(input_values)
     for rule in self.rules[1:]:
        update = rule.eval(input_values)
        for var_name in update:
           final[var_name] =
               final[var_name] +
               update[var_name]
     for var_name in final:
        final[var_name] =
            def_method(final[var_name])
     return final
```

Ambos métodos contarán con la propiedad rules que contiene a todas las reglas que se usarán. El método infer, dado el diccionario con los valores de la entrada, calculará el resultado correspondiente de cada regla, los cuales se unirán todos en otro diccionario y luego se desfusificará cada uno con el método correspondiente.

1.5.1 Desfusificación

Para la desfusificación se implementaron varios métodos conocidos. Estos fueron:

- 1. Bisección
- 2. Centroide
- 3. Primero de los Máximos
- 4. Media de los Máximos
- 5. Último de los Máximos

submódulos inference y defuzzification.

2. Problema propuesto

El problema propuesto a resolver es el siguiente:

Se quiere saber la operación a realizar por el sistema de control de un dique automático en la desembocadura de un canal para evitar que ocurran inundaciones en las tierras bajas que se encuentran en las orillas del canal, esto dado el estado de diferentes variables meteorológicas y la diferencia de altura del nivel del mar con su estado normal.

Las Variables que se usaron son:

1. Temperatura(T) en F°. Los conjuntos que la describen son:

Frío

Templado

Caliente

2. Presión Atmosférica(PA) en hPa. Los conjuntos que la describen son:

Baja

Alta

3. Humedad del Aire(HA) en %. Los conjuntos que la describen son:

Baja

Promedio

Alta

4. Nivel del Mar(NM) en m. Los conjuntos que la describen son:

Normal

Medianamente Alto

5. Operación de la Presa(OP). Los conjuntos que la describen son:

Abrir

Cerrar

Las reglas usadas según estas variables fueron las siguientes:

- 1. Si NM es Normal entonces OP es Abrir.
- 2. Si NM es Alto entonces OP es Cerrar.
- 3. Si T es $Alta \wedge HA$ es $Alta \wedge PA$ es Baja entonces OP es Cerrar.
- 4. Si $(HA \text{ es } Promedio \lor HA \text{ es } Baja) \land T \text{ es } Alta$ $\wedge PA$ es $Baja \wedge NA$ es MedianamenteAlto entonces OP es Abrir.
- 5. Si $(HA \text{ es } Baja \vee T \text{ es } Frio \vee PA \text{ es } Alta) \wedge NA$ es $Medianamente\ Alto$ entonces OP es Abrir.

El código que describe este problema utilizando las El código de la clases anteriores se puede ver en los herramientas antes descritas puede verse en el archivo main.py.

3. Resultados

Se ejecutó el sistema para los siguientes casos, siendo estos algunos de sus resultados:

Table 1: Resultados						
	T	PA	HA	NM	Mamdani	Larsen
	70	989	89	2.5	Cerrar	Cerrar
	58	1005	65	1	Abrir	Abrir
	50	1000	70	3	Cerrar	Cerrar
	65	992	89	2	Abrir	Abrir

Según estos resultados el Sistema pareció comportarse correctamente de acuerdo a las reglas definidas. De todas formas para una aproximación precisa del problema se debería contar con un experto en el tema para la correcta definición de las variables, la asignación de las funciones de membresía más correctas así como la definición de las reglas asociadas. También se pudo observar la gran capacidad que tienen los sistemas de inferencias para dar soluciones aproximadas a problemas donde un algoritmo de solución no sea fácil de implementar o que dé una respuesta de la forma adecuada.

References

[1] Enlace al Proyecto en Github. URL: https://github.com/cbermudez97/fuzzy-logic-project.