Aplicación de Métricas Categóricas en Sistemas Difusos

M. D. López De Luise, *AI Group, IT Lab(Universidad de Palermo - Argentina)*, y M. J. Agüero, *AI Group, IT Lab*

***Abstract*—En este trabajo se estudia la aplicación de métricas categóricas sobre un subconjunto específico de sistemas inteligentes: los sistemas con lógica difusa. Se muestran ciertos aspectos de este tipo de sistemas que deben ser evaluados de manera especial durante la definición de métricas e indicadores, de modo que la esencia difusa de la solución sea incorporada como parte de la evaluación del conjunto. Finalmente se propone un conjunto de métricas e indicadores y se aplican al ejemplo clásico del péndulo invertido. Este trabajo no pretende realizar un análisis exhaustivo del problema de evaluación de sistemas en Soft Computing, sino presentar un enfoque específico y ampliar un poco más las técnicas de evaluación por métricas e indicadores al área.**

***Index Terms*-- Artificial intelligence, Fuzzy systems, Software metrics , Software quality.**

I. Introduccion

El desarrollo de un sistema sigue determinadas heurísticas y metodologías. Lo cierto es que el resultado y el proceso en sí mismo tienen asociado un cierto grado de calidad, el cual varía de acuerdo al propio concepto de calidad que se defina y pretenda. En Ingeniería de Software se insiste en la medición y seguimiento de esta calidad a través de métricas e indicadores, aunque ésto no se frecuenta en la práctica. La escasa aplicación en el plano empresarial se debe en parte a que, aún sin la consideración temporal de nuestras necesidades, la evaluación profunda de una métrica es un proceso que puede resultar complejo dependiendo de nuestra necesidad de información actual. Lo cierto es que esta relación entre el valor de una métrica y el valor de un índice puede requerir el uso implícito de profundos conocimientos, especialmente si la escala del indicador no es numérica.

Las algorítmicas de la denominada generación Soft-Computing ponen un peldaño adicional a este desafío: medir la calidad de un algoritmo basado en técnicas de aproximación. Típicamente los casos de aplicación de Soft-Computing son tan complejos que la información requerida no es obtenible de manera precisa. Evaluar la calidad de un algoritmo genético, una red neuronal, un sistema difuso es una tarea complicada. Este trabajo pretende dar indicio de este problema sólo en una de las áreas de aplicación: la lógica difusa. Se estudiarán algunos antecedentes y problemas en la definición de métricas e indicadores para este tipo de software y luego se propondrá un sistema de métricas para estos casos. A continuación, en la sección II. se presentan antecedentes y problemas típicos de este tipo de algorítmicas, en la sección III. se presentan las alternativas de solución actuales, la sección IV. presenta una propuesta de métricas e indicadores, en la sección V. su aplicación práctica al problema del péndulo invertido. Finalmente en la sección VI. se resumen las conclusiones más importantes.

M. D. López De Luise trabaja en la Universidad de Palermo en Buenos Aires, C1188AAB, Argentina (e-mail: mlopez74@palermo.edu).

II. Antecedentes y problemas tipicos

La lógica difusa (muy asociada a los conjuntos difusos) se presenta como una generalización de la lógica dicotómica tradicional [4], que comienza su sistematización con la primer lógica multivaluada de Lukasiewickz [6] y llega a su categoría de lógica infinitamente valuada con A. Zadeh [1], [2].

En la lógica difusa, la verdad y la falsedad toman un concepto distinto al de la lógica tradicional planteado por Aristóteles en el año 300AC. Típicamente se trabaja con pares ordenados. En (1) se puede ver la representación de un elemento difuso.

$$e = < x, p(x) >, p(x) \in [0,1] \tag{1}$$

En este caso x es la variable a evaluar (asociada a algún concepto en estudio) y *p(x)* es el grado de pertenencia de x a cierto conjunto que describe el comportamiento conocido respecto a ese concepto en estudio. La función de pertenencia asociada a *p(x)* determina los pares ordenados posibles dentro de un cierto conjunto difuso. A partir de esta definición surge toda una serie de definiciones y un conjunto nuevo de operadores que a veces se presta a confusiones[1]. Es posible extender el concepto a funciones de pertenencia n-dimensionales [11] para trabajar con más de un concepto de pertenencia simultáneamente.

Desde el punto de vista de la medición de una algorítmica de este tipo, habrá dificultades toda vez que el proceso no sea repetible y objetivable. De ahí que sean dignas de mención las siguientes características de los sistemas Fuzzy:

1) *Operators:* Los operadores de este tipo de lógica tienen definiciones precisas. Algunos operadores son de uso genérico pero otros no.

2) *Linguistic meanings:* En general los Fuzzy Systems establecen un conjunto de operaciones consistentes basándose

[1] Por ejemplo, la distinción entre un valor de probabilidad y un valor difuso de verdad. Ej.: 0.8 de que María sea alta significa que existe la probabilidad de que ella pertenezca a ese grupo es del 80% (existe nuevamente una bipolaridad pertenencia-no pertenencia), pero en lógica difusa significa que ella tiene una altura "alta" del 80% (al ser más del 50% podría decirse que es mas o menos alta).

en un método formal, pero subyace la cuestión sobre la impresión a la hora de asignar significados a los valores (ej. en linguística 0.90 podría ser un “Muy perteneciente”).

3) *Hedges:* Para resolver ciertos problemas del procesamiento del lenguaje natural y mantener la posibilidad de procesar matemáticamente las sentencias difusas, se han definido estos bordes. Pero su definición y manejo a través de operadores sigue siendo algo subjetivo y variante de proyecto a proyecto [3], [7], [8],[10], [15].

4) *Subject:* Las áreas de aplicación concreta suelen ser muy discímiles: control automático (ej.: hornos, navegación automática, en trenes, etc.), IR, sistemas expertos, DSS, etc. Como agravante adicional, la lógica difusa puede combinarse con otras técnicas complejas como las redes neuronales.

A continuación se evalúan algunas alternativas.

III. Soluciones actuales

Para evaluar la calidad de la solución estudiaremos el tipo de problema involucrado. Consideremos algunos pocos casos:

1) *Análisis especial de datos*: en estos casos se estudian áreas específicas y típicamente complejas. Por caso sea el análisis espacial de datos geológicos para detección de existencia de minerales radiactivos [9].

2) *Razonamiento aproximado*: en el procesamiento de lenguaje natural [16] se aplican técnicas para modelar el razonamiento natural.

3) *Fuzzy Control:* en este campo se puede realizar el control sobre dispositivos de software o hardware utilizando algorítmicas difusas.

4) *Knowledge Based Systems*: en este campo, a semejanza de Fuzzy Control se puede aplicar la asociación con lógica multivaluada para medir su efectividad.

Para medir la eficiencia se suele comparar la eficiencia global obtenida contra la obtenible con otras algorítmicas. Ej.: en [9] se aplicó la ecuación (2) al mismo sistema reemplazando la lógica difusa por lógica booleana y promedios ponderados.

$$P = \#P / (\#P + \#N) \tag{2}$$

Donde P es la precisión en el sistema de datos geológicos, *#P* es la cantidad de depósitos marcados y verificados positivamente, y *#N* es la cantidad de depósitos marcados y verificados negativamente.

En otros casos la comparación se realiza contra la evaluación de un experto [13], simulaciones controladas [17], o salidas de otros instrumentos de algorítmica funcional comparable.

IV. Una propuesta

La propuesta de este trabajo comienza presentando algunas métricas posibles y luego los indicadores elementales y globales para su evaluación. Para proveer más claridad luego se desarrolla un caso de aplicación elemental.

En [17] se presenta una conclusión acerca de la inadecuación de métricas sencillas para este tipo de sistemas (Mean Square Error, Skill Scores, etc.) y se sugiere la construcción de una métrica de performance que considere la importancia operativa de los resultados. Para establecer una métrica para este tipo de “mediciones difusas” de acuerdo a [14], [18] se precisarán:

1) *Una medición o método de cálculo*: heurística y operaciones necesarias para obtener el valor de medida empírica.

2) *Una escala*: conjunto de valores con ciertas propiedades.

Como punto de partida para esta propuesta se utilizará la declamación de Fox [4] en oportunidad de contestar las objeciones de Haack [5] acerca de la necesidad y utilidad de la lógica difusa. Este propone tres aspectos esenciales de su uso:

1) *Como aparato de requisitos:* para describir las relaciones del mundo real que son inherentemente difusas.

2) *Como aparato prescriptivo:* para procesar datos difusos es necesario un cálculo difuso.

3) *Como aparato descriptivo:* para describir ciertos sistemas de inferencias que son inherentemente difusos.

El problema se reduce a realizar la asociación referida en (3) dentro del marco de las precisas observaciones de Fox y utilizando algún tipo de métrica adecuada.

$$m : v \rightarrow x \tag{3}$$

En (3), m será cierta métrica que establece la relación entre un dato de medición v y una variable categórica o numérica del mundo formal.

Es notable que las tres visiones de Fox se pueden corresponder con los distintos tipos de métrica aplicables:

1) *Como aparato de requisitos*: Es aplicable un conjunto de métricas directas subjetivas. Puesto que el objeto del mundo real es difuso, su representación no es objetivable unívocamente. De ahí que esta visión se compadece con el grado de satisfacción subjetiva por cada requisito.

2) *Como aparato prescriptivo:* Es aplicable un conjunto de métricas directas y objetivas. Puesto que el cálculo difuso una vez establecido es preciso y directamente evaluable. Para una medición, con cierto grado de generalidad, sobre el proceso de obtención del resultado podrían surgir algunas métricas indirectas interesantes (ver más adelante las propuestas).

3) *Como aparato descriptivo:* Son aplicables métricas indirecta. La descripción de algo difuso lleva a un producto intermedio (la descripción en sí misma) que tiene una conformación precisa y medible. A partir de esa medición se puede elaborar un mecanismo de evaluación del proceso propiamente dicho.

A continuación se especifica una propuesta de métricas e indicadores en base a estos conceptos.

A. *Métricas para el Aparato de Requisitos:*

Estas son todas métricas directas, como se describe a continuación.

1) *Lista de Requisitos:* Realizar la **L**ista de **R**equisitos, LR, considerando los conceptos calculables de todas las entidades y atributos dentro del alcance del sistema. Justificación: ésto mide los requisitos alcanzados.

$$LR = \{r_i\} \tag{4}$$

2) ***L**ista de **R**equisitos **P**onderada*: para LRP, ponderar entre 0 y 1 los requisitos según su importancia relativa. En caso de no haber consideraciones de ponderación se los considerará equiponderados con 1. Si el valor es 0, se lo considera un requisito sin valor. Justificación: ésto mide la importancia relativa de los requisitos alcanzados.

$$LRP = \{\rho_i\} / \rho_i \in [0..1] \tag{5}$$

B. *Métricas para el Aparato Prescriptivo:*

Estas son métricas directas e indirectas. No es aparente el conflicto que subyace en la determinación de métricas cuando se trata de lógica difusa. Las algorítmicas eventualmente llegan a un punto en el que reducen el conjunto solución (que es la respuesta real buscada) a un punto que sea representativo del mismo, pero la solución computada originalmente no es un punto sino un conjunto. Parte de la calidad del resultado depende del mecanismo de representatividad involucrado. A continuación se propone una serie de métricas que abarcan distintos aspectos de la solución y del problema. En cada caso se propone un nombre nemotécnico, el nombre extenso entre paréntesis y el aspecto específico que estudia.

1) #CAT(Número de ***CAT****egorías)*: determina la cantidad de categorías definidas para cada variable difusa *i* dentro del problema. Justificación: define la granularidad de las variables.

$$\#CAT = \{\#cat_i\} \tag{6}$$

*2) SCAT(****S****imetría de curva de la* ***CAT****egoría):* determina la medida de simetría de la curva solución. Justificación: define la simetría de la solución[2] .

$$SCAT = \int (y-\bar{y})^3 .dy / \sigma^3 \quad \text{con:} \quad \bar{y} = \int y.dy \tag{7}$$

3) KCAT(valor ***K*** *de curva de la* ***CAT****egoría):* determina la medida de achatamiento de la curva solución. Justificación: define la simetría de la solución[3].

$$KCAT = \int (y-\bar{y})^4 .dy / \sigma^4 \quad \text{con:} \quad \bar{y} = \int y.dy \tag{8}$$

*4) RCAT(****R****eglas de la* ***CAT****egoría):* calcula la cantidad de reglas en las que figura la categoría *i* como consecuente (N_{sol}) en relación con la cantidad de reglas totales (N_{tot}). Justificación: determina la cantidad de reglas que consideran a esa categoría como solución.

$$RCAT = N_{sol} / N_{tot} \tag{9}$$

C. *Métricas para el Aparato Descriptivo:*

Igual que en el inciso anterior la solución hallada no es un valor determinado sino un conjunto que bien puede resultar de cierta conjugación de funciones de pertenencia para distintas categorías. Por ello el carácter descriptivo deberá analizar a este conjunto, su relación con el valor considerado resultado y su relación con el resto de las categorías.

1) *A%(porcentaje del* ***A****rea total):* calcular la probabilidad de las categorías en la respuesta, mediante el cociente del área bajo la curva solución (A_{sol}) sobre la sumatoria de las áreas correspondientes a las funciones de pertenencia *i* involucradas en la solución (A^i_{tot}). Justificación: determina el nivel de ajuste de la solución en término de áreas.

$$A\% = A_{sol} / \sum_i A^i_{tot} \tag{10}$$

2) *R%(porcentaje de* ***R****eglas):* calcular la proporción de categorías en la respuesta, mediante el cociente de la sumatoria de las categorías *i* involucradas en la solución (R^i_{sol}) sobre la cantidad total de categorías (R_{tot}). Justificación: determina el nivel de ajuste de la solución en término de cantidad de categorías.

$$R\% = \sum_i R^i_{sol} / R_{tot} \tag{11}$$

3) *P%(porcentaje de* ***P****untos solución):* calcular la representatividad del punto solución respecto al total de puntos en el área respuesta, mediante la inversa del área solución (A_{sol}). Justificación: determina la representatividad del punto elegido como respuesta dentro del conjunto solución.

$$P\% = 1 / A_{sol} \tag{12}$$

En la tabla I se resumen las características detalladas de cada una de las métricas presentadas.

TABLA I
CARACTERÍSTICAS DETALLADAS DE LAS MÉTRICAS MENCIONADAS

Nombre	Tipo métrica	Tipo método	Escala	Tipo escala	Técnica medición
LR	directa	subjetivo	categórica	nominal	heurística
LRP	directa	subjetivo	numérica continua	absoluta	heurística
#CAT	directa	objetivo	numérica discreta	proporción	heurística
SCAT	indirecta	objetivo	numérica continua	proporción	heurística
KCAT	indirecta	objetivo	numérica continua	proporción	heurística
RCAT	indirecta	objetivo	numérica continua	proporción	heurística
A%	indirecta	objetivo	numérica continua	proporción	heurística
R%	indirecta	objetivo	numérica continua	proporción	heurística
P%	indirecta	objetivo	numérica continua	proporción	heurística

El proceso de elaborar indicadores para evaluar: los requerimientos originales, el proceso de resolución del problema y la solución obtenida, será similar a otras algorítmicas una vez realizada la elaboración de las métricas. Solo hay que considerar especialmente el hecho de que la respuesta no es realmente única como en otros casos. Corresponderán los indicadores elementales o globales tal como se los elaboraría en otros casos. A continuación se proponen algunos indicadores posibles.

D. *Indicadores Elementales:*

Son varias las posibilidades algunas de las cuales se presentan aquí.

1) i_{disp}*(indicador de requisitos efectivamente* ***dis****puestos):* evalúa la heurística como aparato de requisitos. Se calcula como el cociente entre la cantidad de requisitos r_i satisfechos y la cardinalidad del conjunto *LR*. Interpreta el grado de satisfacción del requisito original.

$$i_{disp} = \left(\sum_i r_i\right) / \#LR \tag{13}$$

2) i'_{disp}*(indicador2 de requisitos efectivamente* ***dis****puestos):* evalúa la heurística como aparato de requisitos. Se calcula

[2] Para la aplicación de esta fórmula se supone a la función de pertenencia como una función continua e integrable al menos en partes.

[3] Para la aplicación de esta fórmula se supone a la función de pertenencia como una función continua e integrable al menos en partes.

como el cociente entre la sumatoria de requisitos r_i satisfechos ponderados entre 0 y 1 y la cardinalidad del conjunto *LRP*.

Interpreta el grado de satisfacción del requisito original considerando las ponderaciones relativas de cada requisito. Estas ponderaciones pueden corresponder a distintos tipos de requisitos (de implementación, económicos, legales, restricciones externas, etc.).

$$i'_{disp} = \left(\sum_i r_i . \rho_i \right) / \# LRP \tag{14}$$

3) i_{rep}***(indicador de* rep*resentatividad):*** evalúa la heurística como aparato prescriptivo. Se calcula como el cociente entre la cantidad de categorías dentro de la solución y la cantidad de categorías en total. Interpreta el grado de representatividad de la solución en función del subconjunto de categorías involucradas en la respuesta a las cuales representa. Si este valor es cercano a 1 indica que la solución hallada es poco precisa en términos de categorías.

$$i_{rep} = \# CAT_{sol} / \# CAT_{tot} \tag{15}$$

4) i'_{rep}***(indicador2 de* rep*resentatividad):*** evalúa la heurística como aparato prescriptivo. Se basa en la métrica *SCAT*. Cuando *SCAT* es cercana a 0 indica que la solución es simétrica. En estos casos, será un mejor valor si es cercano al x_m (punto medio). En caso de que *SCAT* no sea cercano a 0, esto no es cierto y no se puede asegurar nada al respecto. Interpreta el grado de representatividad dela solución en función de la curva solución.

$$i'_{rep} = \begin{cases} SCAT \approx 0 \Rightarrow x_m \\ SCAT >> 0 \Rightarrow ? \end{cases}, x_m = (x_{\max} - x_{\min})/2 + x_{\min} \tag{16}$$

5) i''_{rep}***(indicador3 de* rep*resentatividad):*** evalúa la heurística como aparato prescriptivo.

Interpreta en *KCAT* la representatividad de la solución en función de la curva solución. *KCAT* < 0 indica que la curva es achatada, con mayor dispersión de valores. Lo contrario sucede con un valor muy positivo. En consecuencia los valores positivos indican que la solución será mejor.

$$i''_{rep} = \begin{cases} KCAT \le 0 \to soluc.pobre \\ KCAT > 0 \to soluc.buena \end{cases} \tag{17}$$

6) i_{reg}***(indicador de* reg*las involucradas):*** evalúa la heurística como aparato prescriptivo. Interpreta en RCAT el grado de representatividad del subconjunto solución como conjunto de reglas. *RCAT* cercano a 0 indica que la solución es altamente ajustada. Lo contrario sucede con un valor positivo. Se puede determinar algún valor M_r de ajuste mínimo para considerar la respuesta como una respuesta de buena calidad.

$$i_{reg} = \begin{cases} RCAT < M_r \to soluc.buena \\ RCAT \ge M_r \to soluc.pobre \end{cases} \tag{18}$$

7) i_{prop}***(indicador de* prop*orcionalidad):*** evalúa la heurística como aparato descriptivo. Interpreta en *A%* el grado de representatividad del subconjunto solución en función del área normalizada. *A%* cercano a 0 indica que la solución es altamente ajustada. Lo contrario sucede con un valor positivo. Se puede determinar algún valor M_r de ajuste mínimo para considerar la respuesta como una respuesta de buena calidad.

$$i_{prop} = \begin{cases} A\% < M_r \to soluc.buena \\ A\% \ge M_r \to soluc.pobre \end{cases} \tag{19}$$

8) i_{cat}***(indicador de* cat*egorías):*** evalúa la heurística como aparato descriptivo. Interpreta en *R%* el grado de representatividad del subconjunto solución en función del las categorías implicadas. *R%* cercano a 0 indica que la solución es altamente ajustada. Lo contrario sucede con un valor positivo. Se puede determinar algún valor M_r de ajuste mínimo para considerar la respuesta como una respuesta de buena calidad.

$$i_{cat} = \begin{cases} R\% < M_r \to soluc.buena \\ R\% \ge M_r \to soluc.pobre \end{cases} \tag{20}$$

9) i_{peso}***(indicador de* peso *relativo):*** evalúa la heurística como aparato descriptivo. Interpreta en *P%* el grado de representatividad del subconjunto solución en función del las categorías implicadas. *P%* cercano a 0 indica que la solución es altamente ajustada. Lo contrario sucede con un valor positivo. Se puede determinar algún valor M_r de ajuste mínimo para considerar la respuesta como una respuesta de buena calidad.

$$i_{cat} = \begin{cases} P\% < M_r \to soluc.buena \\ P\% \ge M_r \to soluc.pobre \end{cases} \tag{21}$$

10) i_{prec}***(indicador de precisión):*** evalúa la heurística como aparato descriptivo. Interpreta el grado de representatividad del subconjunto solución en función del la precisión de la respuesta. Se calcula como el producto de los indicadores *P%* y *R%*; i_{prec} cercano a 0 indica que la solución es altamente ajustada. Lo contrario sucede con un valor positivo. Se puede determinar algún valor M_r de ajuste mínimo para considerar la respuesta como una respuesta de buena calidad.

$$i_{prec} = \begin{cases} P\%.R\% < M_r \to soluc.buena \\ P\%.R\% \ge M_r \to soluc.pobre \end{cases} \tag{22}$$

E. *Indicadores globales:*

1) I_{disp} ***(indicador global sobre indicadores*** i_{disp}***):***evalúa la completitud de la respuesta hallada. Es el cociente de los indicadores i'_{disp} sobre i_{disp}. Si supera un parámetro M_r es relevante, para la resolución completa del problema.

$$I_{disp} = i'_{disp} / i_{disp} \tag{23}$$

2) I_{rel}***(indicador global de* rel*evancia):*** evalúa la eficiencia global de la respuesta hallada. Es el producto de los indicadores i_{cat} con i_{peso}. Si supera un parámetro M_r es relevante.

$$I_{rel} = i_{cat} . i_{peso} \tag{24}$$

3) I'_{rel}***(indicador global2 de* rel*evancia):*** evalúa la bonomía global de la respuesta hallada conforme a restricciones de calidad. Es la conjunción lógica de los valores de verdad sobre las restricciones impuestas a los indicadores i_{rep}, i'_{rep} y i''_{rep}.

$$I'_{rel} = \left(i_{rep} << 1\right) \wedge \left(i'_{rep} \cong 0\right) \wedge \left(i''_{rep} > 0\right) \tag{25}$$

V. Caso de aplicacion

Se estudiará un sencillo caso de péndulo invertido [12] con control fuzzy para modelar el balanceo.

A. *Paso de Fuzzification*:

Se definen las funciones de pertenencia, como en las **Fig. 1**, **Fig. 2**, **Fig. 3**.

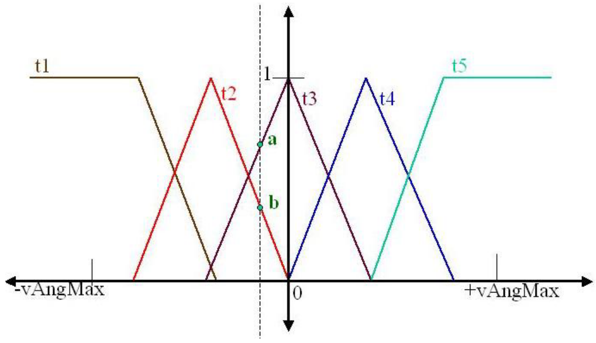

Fig. 1. Función de pertenencia para la velocidad angular.

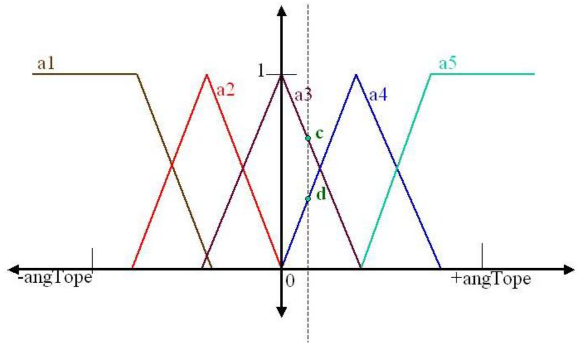

Fig. 2. Función de pertenencia para el ángulo actual.

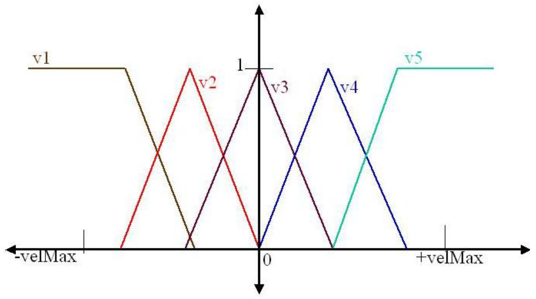

Fig. 3. Función de pertenencia para la velocidad lineal.

B. Rule Evaluation:

Supongamos un experto que definió las siguientes reglas generales:

R01: angulo=cero&vAngular=cero=>veloc=0

R02: angulo=cero&vAngular=<baja>=>veloc=<baja>

De las que salen las reglas difusas:

R03: vAngular=t1&angulo=a3=>veloc=v1

R04: vAngular=t2&angulo=a3=>veloc=v2

R05: vAngular=t2&angulo=a4=>veloc=v3

R06: vAngular=t3&angulo=a1=>veloc=v1

R07: vAngular=t3&angulo=a2=>veloc=v2

R08: vAngular=t3&angulo=a3=>veloc=v3

R09: vAngular=t3&angulo=a4=>veloc=v4

R10: vAngular=t3&angulo=a5=>veloc=v5

R11: vAngular=t4&angulo=a2=>veloc=v3

R12: vAngular=t4&angulo=a3=>veloc=<v2|v4>

R13: vAngular=t5&angulo=a2=>veloc=<v1|v5>

Si se mide vAngular= 0.4 y angulo=0.75 entonces se puede representar el resultado de aplicar las reglas R04, R05, R08 y R09, en la **Fig. 4**.

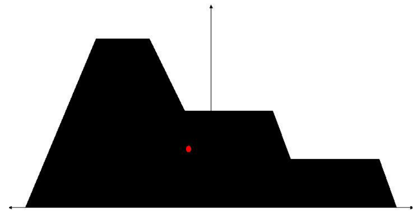

Fig. 4. Velocidad lineal resultante.

C. *Paso de Deffuzification*:

Decodificamos utilizando un método para elegir el punto más representativo dentro del área. En este caso usamos el centro de gravedad. En la **Fig. 1** se muestran los puntos de los conjuntos difusos a los que pertenece cada valor. y con un par de líneas verticales a puntos cada uno de los valores. Los cuatro puntos resultantes son: a (en t3), b (en t2), c (en a3), d (en a4).

D. *Aplicación de Métricas:*

Ahora se aplican las fórmulas presentadas en la sección IV.
-Para *LR*: se toman los requisitos los de la tabla II y se coloca una *S* por cada R_i que se cumplimentó y *N* en caso contrario. Resultará: *LR*={S,S,S,S,S}.

TABLA II
CARACTERÍSTICAS DETALLADAS DE LAS MÉTRICAS MENCIONADAS

requisito	descripción
R1	comportamiento de péndulo invertido
R2	acorde la medida angular del brazo
R3	brazo bidireccional
R4	acorde a la velocidad
R5	debe calcular la velocidad lineal resultante

-Para *LRP*: Si consideramos todos los requisitos ponderados con 1, cuando se cumplimentaron y con 0 en caso contrario, entonces tomando *LR* como base resulta *LRP*= {1, 1, 1, 1, 1}
-Para *#CAT*:de **Fig. 1**,**Fig. 2**,**Fig. 3**, la cantidad de categorías *#CAT*= {5, 5, 5}, para las variables difusas *v1* (velocidad angular), *v2* (ángulo) y *v3* (velocidad lineal) respectivamente.
-Para *RCAT:* las reglas de la solución tienen las categorías v2, v3 y v4, que figuran en Nsol=3+3+2=8 reglas como consecuente, por lo que *RCAT*= 8/11=0.727.
-Para *SCAT*: se integra el área *S* representada en la **Fig. 4** con la fórmula en (7), dando *SCAT*= 0.3352616
-Para *KCAT*: se integra el área *S* representada en la **Fig. 4** con la fórmula en (8), dando *KCAT*= 0.2134548
-Para calcular *A%*: se calcula la integral del área en la **Fig. 4** y se divide por la suma de las integrales debajo de las curvas de las funciones de pertenencia v2, v3 y v4 (**Fig. 3**). *A%*= 0.437
-Para calcular *R%*: se consideran las 3 categorías que intervienen en la solución (v2, v3, v4) sobre la cantidad total (5). Entonces según (11), *R%*= 0.6
-Para calcular *P%*: se integra el área en la **Fig. 4** (es decir A_{sol}) y se aplica (12). *P%*= 0.763

E. *Aplicación de Indicadores:*

Según (13), considerando r_i=1 cuando r_i=*S* en *LR*, sabiendo que la cantidad de elementos en *LR* (*#LR*) es 5, resulta

i_{disp}=1+1+1+1+1/5=1. Análogamente aplicando (14) y *LRP, resulta* i'_{disp}=1. Luego los requisitos fueron satisfechos.

-Para i_{rep}: según (15), usando *R%*, será i_{rep}=0.6, es una solución no demasiado precisa.

-Para i'_{rep}: dado que *SCAT*≈0.3, el valor de i'_{rep}, indica que el punto medio de abcisas (x_m=0) como solución no es una representación demasiado precisa.

-Para i''_{rep}: considerando que *KCAT*≈ 0.2>0, resulta que es una solución aceptable.

-Para i_{reg}: obtenido un *RCAT* = 0.727 > 0.6, según (18) puedría decirse que es una solución con precisión ligeramente debajo del límite aceptable (suponiendo M_r =0.6).

-Para i_{prop}: siendo *A%* = 0.437 < 0.5, considerando (19), la solución sería de buena calidad para el problema (M_r =0.5).

-Para i_{cat}: siendo *R%*=0.6 > 0.5, según (20) la solución no describiría demasiado la realidad (M_r =0.5).

-Para i_{peso}: siendo *P%*=0.763 > 0.5, según (21) sería una solución demasiado amplia (M_r =0.5).

-Para i_{prec}: siendo *P%,R%*=0.458 > 0.33, según (22) sería una solución no demasiado ajustada en cuanto a alternativas existentes (M_r =0.33).

-Para I_{disp}: el cociente (23) da 1 > 0.5, la solución resolvería de manera completa el problema (M_r =0.5).

-Para I_{rel}: el producto (24) da 0.45 > 0.5, la solución se halla bastante eficientemente para el problema (M_r =0.5).

-Para I'_{rel}: aplicando (25) se tiene I'_{rel}=V∧F∧V=F, la solución se halla bastante buena pero no la mejor en términos generales.

VI. Conclusiones

Los sistemas con lógica difusa requieren una adaptación específica según la necesidad de información. La matemática asociada es fundamental para la calidad del resultado final. Se puede analizar la condición difusa como parte de la calidad, pero subyace el problema [17] de la existencia del tunning artesanal de parámetros, lo cual puede controlarse con evaluaciones sistemáticas de los parámetros. Por otro lado un experto evaluador siempre será una fuente tradicional de referencia, pero sin sustento concreto y estandarizado que guíe su actividad, como lo podrían ser las métricas/indicadores aquí presentadas o cualquier conjunto de métricas/indicadores aceptados y estandarizados en la comunidad.

VII. Agradecimientos

Los autores agradecen la colaboración y soporte del Dr. E. Di Tada y P. González para la revisión de este documento. Asimismo agradecen los comentarios del Dr. J. Ale.

VIII. Referencias

Revistas:

[1] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information and Control, vol. 8, pp. 338-353.

[2] L. A. Zadeh, "Fuzzy Algorithms", Information and Control, vol. 12, pp. 94-102.

[3] F. Wenstop, "Deductive verbal models of organizations", International Journal of Man-Mach Stud., vol. 8, pp.293-311, 1976.

[4] J. Fox, "Towards a reconciliation of fuzzy logic and standard logic", International Journal of Man-Mach Stud., vol. 15, pp.213-220, 1981.

[5] S. Haack, "Do we need fuzy logic?", International Journal of Man-Mach Stud., vol. 11, pp.127-142, 1995.

Libros:

[6] C. Lejewski, "Jan Lukasiewicz", in *Encyclopedia of Philosophy*, vol. 5, Mac Millan, 1967, pp.338-353.

[7] W. Bandler, L. J. Kohout, "Semantics of implication operators and fuzzy Reasoning and Its Applications, E. H. Mamdani and B. R. Gaines Eds, London Academic Press, 1981.

[8] F. Esragh, E. H. Mandami, "A general approach to linguistic approximation", Fuzzy Rasoning and Its Applications, E. H. Mandami and B. R. Gaines Eds., London Academic Press, 1981.

[9] F. R. S. Moreira, R. Almeida-Filho, G. Câmara, "Evaluation of the performancve of Fuzzy Logic applied in spatial analysis for mineral prospecting", Revista Brasileira de Geofísica, vol. 13, pp. 127-142, 1995.

Journals

[10] M. Eschbach, J. Cunnyngham, "The logic of fuzzy Bayesian influence", International Fuzzy System Association Symposium of Fuzzy information Processing in Artificial Intelligence and Operational Research, Cambridge, England, 1984.

[11] S. A. Aziz, "Fuzzy Logic and its uses – Article #1", JWE04, 2005. Available at http:// www.doc.ic.ac.uk/ ~nd/surprise_96/ journal/ vol1/ sbaa.

[12] S. A. Aziz, "Fuzzy Logic and its uses – Article #2", JWE05, 2005. Available at http:// www.doc.ic.ac.uk/ ~nd/surprise_96/ journal/ vol2/ sbaa.

[13] C. S. Wu, T. Polte, D. Rehfelt, "A fuzzy Logic System for Process Monitoring and Quality Evaluation in GMAW", Supp to the Welding Journal, pp. 33-38, Feb 2001.

[14] L. Olsina, M. Martin, "Ontology for Software Metrics and Indicators," Journal of Web Engineering Rinton Press, vol. 2, #4, pp. 262-281, 2004.

[15] J. Jantzen, "Tutorial On Fuzzy Logic, " Tech. Report n. 98-E 868, Aug. 1998.

[16] C. Crisconio, D. Donato, G. Gerla, "Similarity Logic and Translations", International Journal of Uncertainty, Fuzzyness and Knowledge-based Systems, vol. 12, 2004.

Papers de Conference Proceedings (Publicados):

[17] J. K. Williams, G. Meymaris, "Techniques for tunning fuzzy logic algorithms", Four Conference on Artificial Intelligence applicactions to Environmental Science, 2005.

[18] M. Martin, L. Olsina, "Towards an Ontology for Software Metrics and Indicators as the Foundation for a Catalogging Web System," Proc. if IEEE Computer Society, Santiago de Chile, pp 103-113, 2003.

IX. Biografias

M. Daniela López De Luise Argentina. Graduada de la Universidad de Buenos Aires. Trabajó en varias empresas como analista senior. Docente desde 1989. Actualmente investiga en aplicaciones de inteligencia artificial a la WWW. Miembro del IEEE desde 1995. Fue jurado de varios concursos como MATE.AR. Preside el AI Group, perteneciente al IT-LAB de la Universidad de Palermo.

Martín J. Agüero. Argentino. Actualmente se desempeña como estudiante avanzado de la carrera Ing. Informática de la Universidad de Palermo. Es miembro activo del AI-Group desde Junio de 2005. Se desempeñó como consultor en varias empresas. Actualmente se concentra en problemas relacionados con la medición de calidad en sistemas no convencionales.