UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

RENATO LOPES MOURA RA163050

Estudo sobre Inferência Fuzzy baseada em medidas de subsethood

Sumário

1	Conceitos matemáticos					
2	Inferência baseada em similaridade x subsethood					
3	Aplicação em previsão de séries temporais					
	3.1 A série caótica de Mackey-Glass	. 6				
	3.2 Aprendizagem de regras fuzzy	. 6				
	3.3 Resultados	. 6				
4	xperimentos					
	4.1 Caso 1	. 10				
	4.2 Caso 2	. 13				
	4.3 Caso 3	. 16				
	4.4 Caso 4	. 19				
	4.5. Caro 5	22				

1 Conceitos matemáticos

Uma medida de subsethood avalia o grau de "inclusão" de um conjunto fuzzy em outro, em outras palavras é uma generalização do operador \subseteq da teoria de conjuntos clássica. Neste trabalho adotaremos a seguinte definição de medida de subsethood proposta por Fan et al.[1]:

Definição 1. Seja uma função $S: \mathcal{F}(X) \times \mathcal{F}(X) \to [0,1]$. S(A,B) é uma medida de subsethood se para $A,B,C \in \mathcal{F}(X)$ temos:

- 1. $S(A,B) = 1 \Leftrightarrow A \subseteq B$
- 2. $S(X, \emptyset) = 0$
- 3. Se $A \subseteq B \subseteq C$, então $S(C,A) \leq S(B,A)$ e $S(C,A) \leq S(C,B)$

Um exemplo é a medida de subsethood de Kosko [3] definida da seguinte forma:

$$S_k(A,B) = \frac{\int_{x \in X} \min(\mu_A(x), \mu_B(x))}{\int_{x \in X} \mu_A(x)}$$

As medidas de subsethood $S_p^{\cap}(\text{meet})$ e $S_p^{\cup}(\text{join})$ são definidas da seguinte forma:

$$S_p^{\cap}(A, B) = I(v_p(A), v_p(A \cap B)),$$

$$S_p^{\cup}(A, B) = I(v_p(A \cup B), v_p(B))$$

Onde I representa uma implicação fuzzy e e v_p é uma função $\mathcal{F}(X) \to [0,1]$ com $p \in (0,+\infty)$. Neste trabalho, utilizaremos a implicação de Goguen:

$$I(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } x = 0\\ \min(1, \frac{y}{x}) & \text{se } x > 0 \end{cases}$$

e a seguinte função para v_p :

$$v_p(A) = \sum_{i=1}^k \frac{1 - \cos(\pi [\mu_A(x_i)]^p)}{2k}, \quad X = \{x_1, ..., x_k\}$$

Outra importante relação entre conjuntos fuzzy é a medida de similaridade, que generaliza a igualdade de conjuntos da teoria de conjuntos clássica. Neste trabalho utilizaremos a definição mais comum de medida de similaridade encontrada na literatura.

Definição 2. Uma função $SM : \mathcal{F}(X) \times \mathcal{F}(X) \to [0,1]$ é dita uma medida de similaridade se SM satisfaz as seguintes propriedades para todos $A, B, C \in \mathcal{F}(X)$:

1.
$$SM(A,B) = SM(B,A)$$

$$2. SM(X, \emptyset) = 0$$

3.
$$SM(A, A) = 1$$

4. Se
$$A \subseteq B \subseteq C$$
, então $SM(A,B) \ge SM(A,C)$ e $SM(B,C) \ge SM(A,C)$

Uma das medidas de similaridade mais comumente utilizadas é a razão de Jaccard [2], definida pela seguinte expressão:

$$SM(A,B) = \frac{\int_{x \in X} \min(\mu_A(x), \mu_B(x))}{\int_{x \in X} \max(\mu_A(x), \mu_B(x))}$$

para $A, B \in \mathcal{F}(X)$.

Inferência baseada em similaridade x subsethood

3 Aplicação em previsão de séries temporais

3.1 A série caótica de Mackey-Glass

A série temporal de Mackey-Glass[5] é modelada pela seguinte equação diferencial:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \beta \frac{x(t-\tau)}{1+x^n(t-\tau)} - \gamma x(t)$$

Neste trabalho serão utilizados os parâmetros $\beta=0.2,\ \gamma=0.1,\ n=10$ e $\tau=30,$ de forma que nestas condições a série apresenta um comportamento caótico. O estado inicial da série, ou seja, os valores de x(t) para $t\in [-\tau,0]$ é definido como x(t)=1.2.

3.2 Aprendizagem de regras fuzzy

3.3 Resultados

Definição 3. Um *modificador fuzzy m* sobre X é uma aplicação do tipo:

$$m: \mathcal{F}(X) \to \mathcal{F}(X)$$

tal que m é dito:

- 1. Expansivo se, para todo $A \in \mathcal{F}(X), A \subseteq m(A)$, ou seja, $\mu_A(x) \leq \mu_{m(A)}(x), \forall x \in X$;
- 2. Restritivo se, para todo $A \in \mathcal{F}(X), A \supseteq m(A),$ ou seja, $\mu_A(x) \ge \mu_{m(A)}(x), \forall x \in X;$

Proposição 1. Considere o seguinte procedimento para construção de números fuzzy modificados:

- 1. Centrar A em torno de 0;
- 2. Adicionar c a ambos os lados de supp(A');
- 3. Calcular $f = \frac{width(supp(A'_c))}{width(supp(A'))}$;
- 4. Multiplicar todos os α -cortes por f;
- 5. Transladar o resultado de volta.

Isto deve funcionar para todos os números fuzzy, menos números fuzzy crisp, que podem ser vistos como números fuzzy triangulares. Para $r \in \mathbb{R}$, podemos definir $r^c = (r - c; r; r + c)$.

Exemplo 1. Seja o seguinte número fuzzy $A \in \mathcal{F}(\mathbb{R})$:

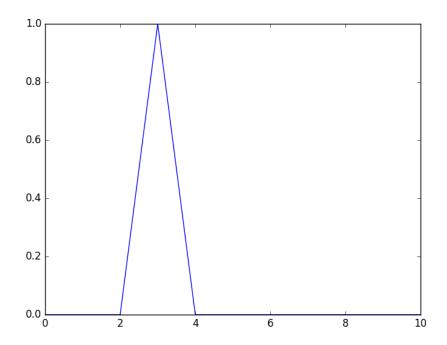


Figure 1: Número fuzzy a ser modificado.

Com função de pertinência dada por:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} x - 2 & \text{se } 2 < x \le 3 \\ 4 - x & \text{se } 3 < x \le 4 \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

E α -cortes dados por:

$$A^{\alpha} = [\alpha + 2, -\alpha + 4]$$

Aplicando o procedimento descrito na Proposição 1, temos:

• Passo 1: Centrar A em torno de 0.

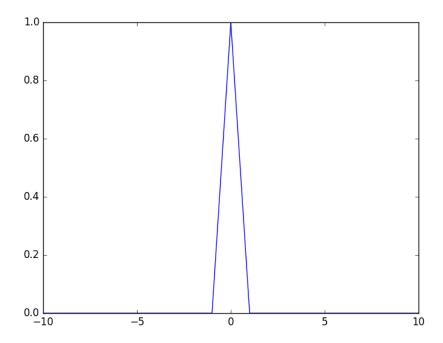


Figure 2: Número fuzzy A' centrado em 0.

• Passo 2: Adicionar c a ambos os lados de supp(A'). Considerando c = 1, temos:

$$supp(A') = [-1, 1] \Rightarrow supp(A'_c) = [-2, 2]$$

• Passo 3: Calcular $f = \frac{width(supp(A'_c))}{width(supp(A'))}$.

$$f = \frac{width(supp(A_c'))}{width(supp(A'))} = \frac{width([-2,2])}{width([-1,1])} = \frac{4}{2} = 2$$

• Passo 4: Multiplicar todos os α -cortes por f.

$$B'^{\alpha} = f \cdot A'^{\alpha} = 2 \cdot A'^{\alpha}$$
$$= 2 \cdot [\alpha - 1, -\alpha + 1]$$
$$= [2\alpha - 2, -2\alpha + 2]$$

• Passo 5: Transladar o resultado de volta.

Como resultado temos o seguinte número fuzzy $B \in mathcal F(\mathbb{R})$:

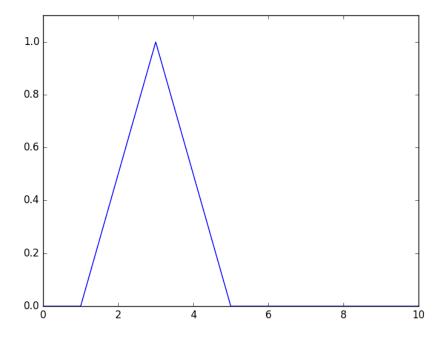


Figure 3: Número fuzzy modificado B.

Com função de pertinência dada por:

$$\mu_B(x) = \begin{cases} \frac{x-1}{2} & \text{se } 1 < x \le 3\\ \frac{5-x}{2} & \text{se } 3 < x \le 5\\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

E $\alpha\text{-cortes}$ dados por:

$$B^{\alpha} = [2\alpha + 1, -2\alpha + 5]$$

4 Experimentos

4.1 Caso 1

Entrada triangular quase discreta (3.4,3.5,3.6)

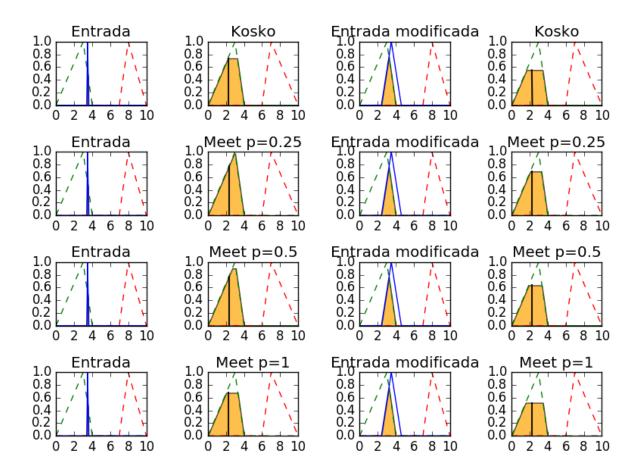


Figure 4: Resultados do caso 1 para c=1

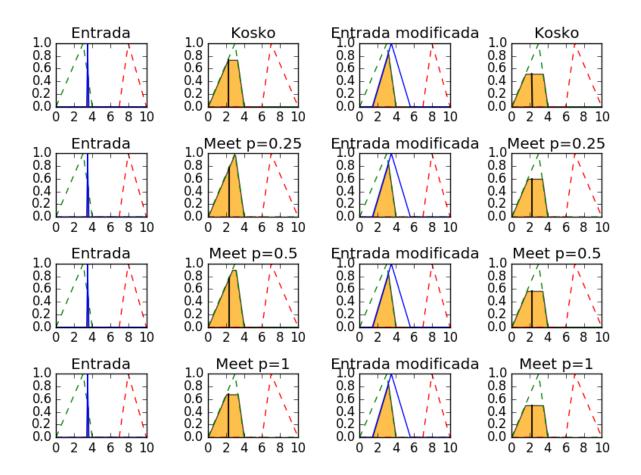


Figure 5: Resultados do caso 1 para c=2

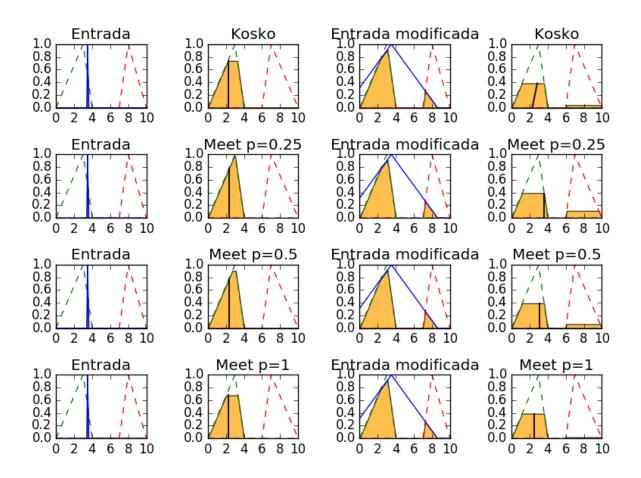


Figure 6: Resultados do caso 1 para c=5

4.2 Caso 2

Entrada triangular quase igual ao antecedente (0.0,3.3,4.0)

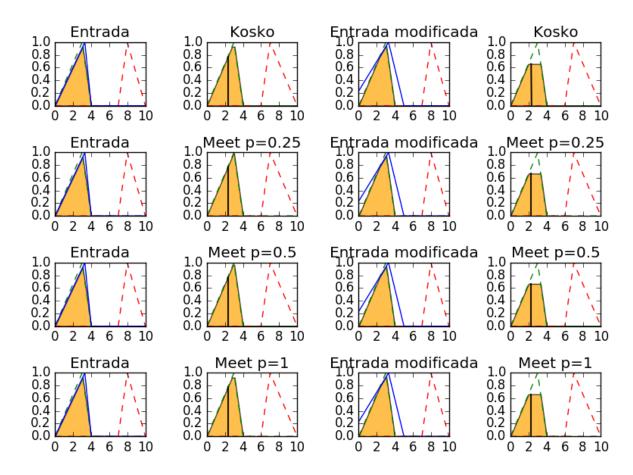


Figure 7: Resultados do caso 2 para c=1

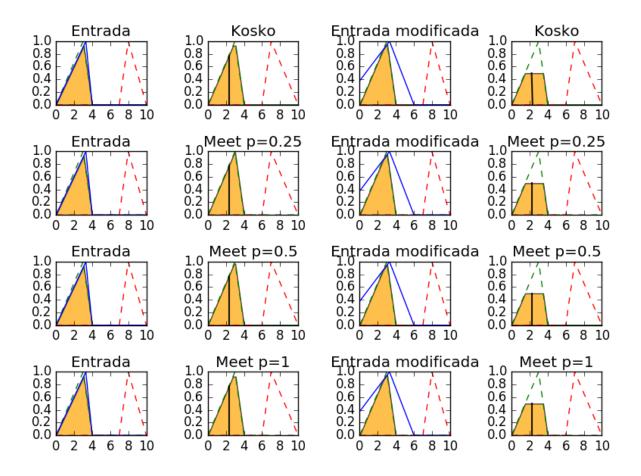


Figure 8: Resultados do caso 2 para c=2

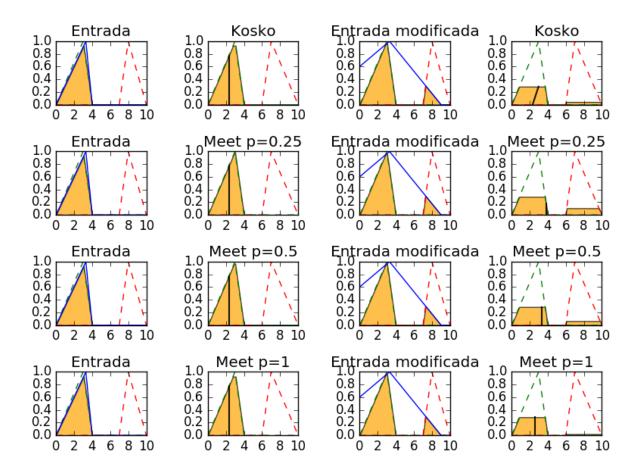


Figure 9: Resultados do caso 2 para c=5

4.3 Caso 3

Entrada triangular com pouca intersecção (3.8,4.0,5.0)

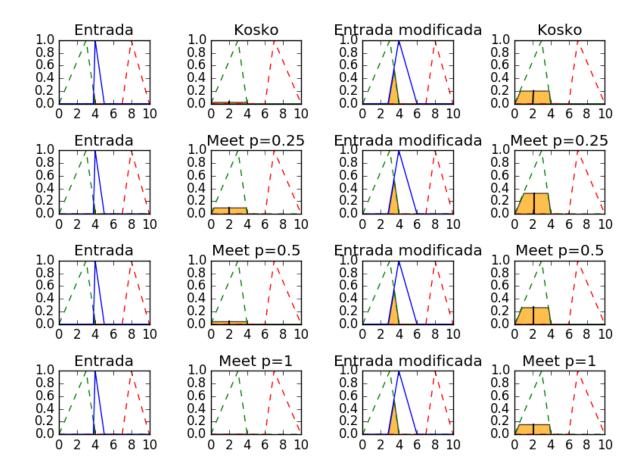


Figure 10: Resultados do caso 3 para c=1

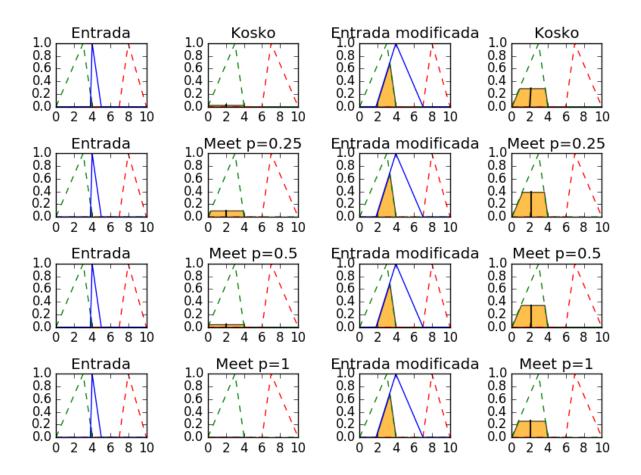


Figure 11: Resultados do caso 3 para c=2

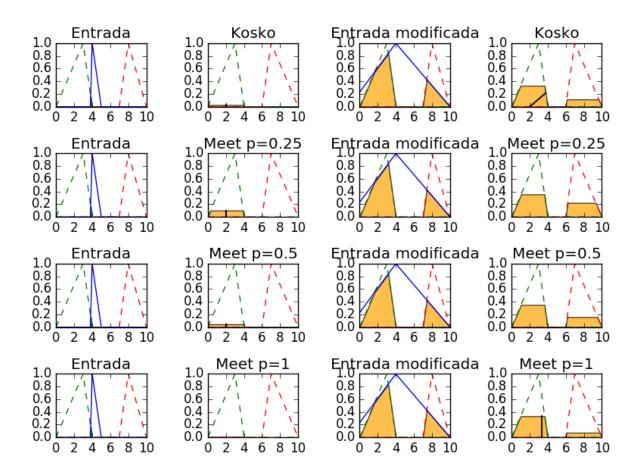


Figure 12: Resultados do caso 3 para c=5

4.4 Caso 4

Entrada triangular sem intersecção mas próxima de um dos antecedentes (4.0,4.5,5.0)

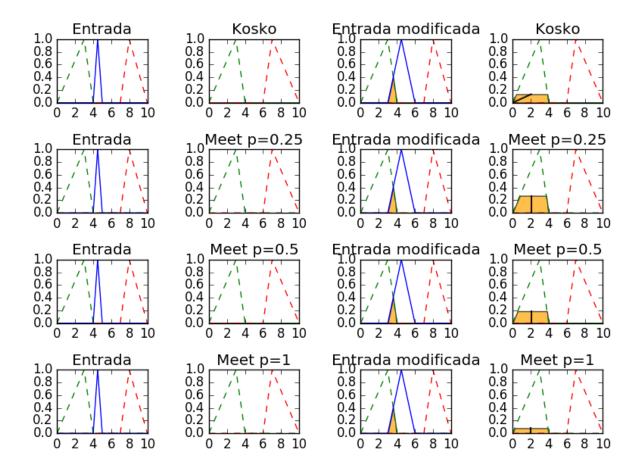


Figure 13: Resultados do caso 4 para c=1

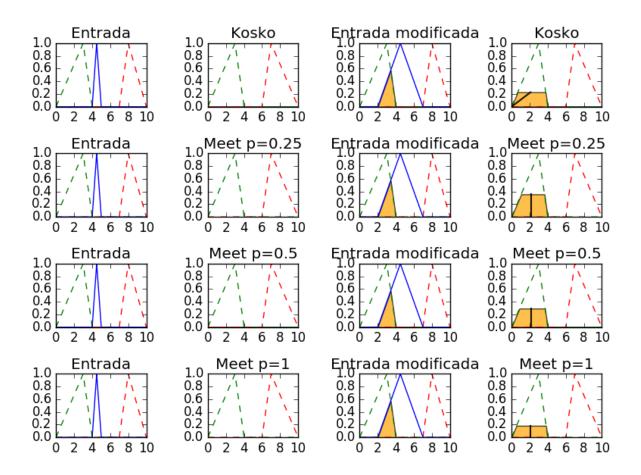


Figure 14: Resultados do caso 4 para c=2

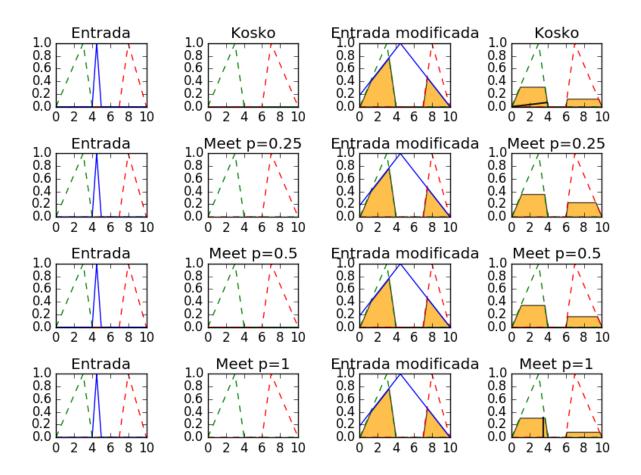


Figure 15: Resultados do caso 4 para c=5

4.5 Caso 5

Entrada triangular equidistante dos antecedentes (5.0,5.5,6.0). Obs: notar que os antecedentes não possuem o mesmo tamanho.

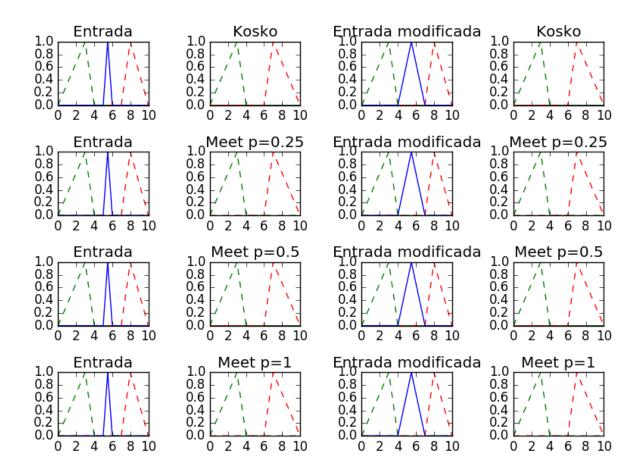


Figure 16: Resultados do caso 5 para c=1

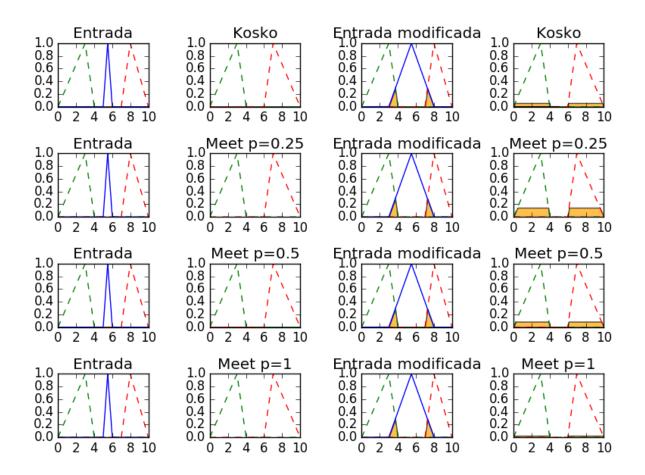


Figure 17: Resultados do caso 5 para c=2

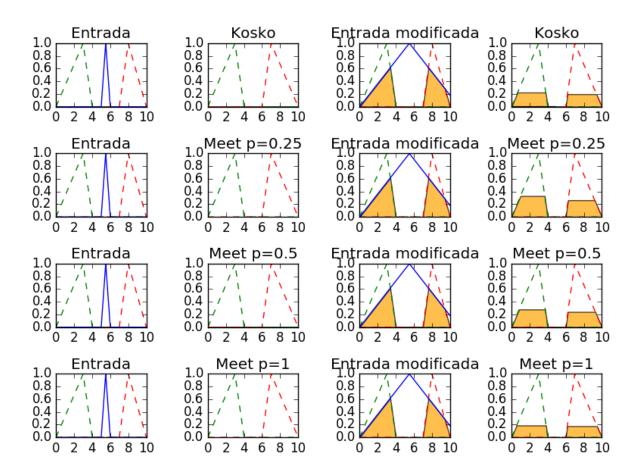


Figure 18: Resultados do caso 5 para c=5

References

- [1] J. Fan, W. Xie, and J. Pei. Subsethood measure: new definitions. Fuzzy Sets and Systems 106.2 (Sept. 1999), pp. 201-209.
- [2] P. Jaccard, Nouvelles recherches sur la distribution florale, (1908).
- [3] B. Kosko, Fuzziness versus probability. Int. J. General Syst., vol. 17, pp. 211-240, (1990).
- [4] Esmi, Estevao; Sussner, Peter; Bustince SOLA, Humberto; Fernandez, Javier. ?-Fuzzy Associative Memories (?-FAMs). IEEE Transactions on Fuzzy Systems, v. 23, p. 1-1, (2015).
- [5] M.C. Mackey, L. Glass, Oscillation and chaos in physiological control systems. Science, Vol 197: 287-289, 1977