

# Inferência nebulosa baseada em modelos de nuvem

Ivette Luna and Rosangela Ballini  
Departamento de Teoria Econômica, DTE  
Instituto de Economia, IE  
Universidade Estadual de Campinas, UNICAMP  
Email: {ivette,ballini}@eco.unicamp.br

**Resumo**—Este trabalho propõe o desenvolvimento de mecanismos de inferência fuzzy por meio de modelos de nuvem. Modelos de nuvem consideram a existência de estocasticidade e imprecisão nos dados observados. A utilização de nuvens para a representação de conceitos qualitativos via funções de pertinência fuzzy, permitirá o processamento não somente da imprecisão nos dados -processado pela lógica fuzzy, mas também a consideração da natureza estocástica nos dados, decorrente da variabilidade ou heterogeneidade observada em fenômenos reais. Assim, a proposta integra a teoria de conjuntos fuzzy com a teoria de probabilidades e a estatística, por meio de uma base de regras fuzzy com funções de pertinência dadas por nuvens, que favoreça à obtenção de resultados promissores no tratamento da incerteza e a estocasticidade presentes na maioria das aplicações reais.

## I. INTRODUÇÃO

Modelos e sistemas de controle baseados em regras fuzzy têm duas formas principais. A primeira é constituída por estruturas linguísticas e a segunda por estruturas funcionais [1]. Estas formas são apropriadas para tratar sistemas complexos, em geral difíceis ou mesmo impossíveis de serem plenamente representados por abordagens matemáticas clássicas da teoria de sistemas [2].

Frequentemente, dados do mundo real apresentam incertezas, seja pela variabilidade dos dados (estocasticidade), ou por erros sistemáticos de medição e pelo conhecimento parcial do problema (imprecisão). A capacidade dos modelos fuzzy de processar essas imprecisões os torna predominantes no tratamento de problemas de modelagem, previsão, controle, regressão e classificação.

De form geral, a estrutura de sistemas nebulosos codifica um conjunto de regras do tipo se-então. Estas regras são as responsáveis por representar o conhecimento adquirido ou extraído de dados que quais fornecem informação através de variáveis de entrada e saída do sistema por meio do mecanismo de inferência que constituem. Uma forma de determinar a estrutura do sistema nebuloso é por meio de redes neurofuzzy [3].

Uma alternativa na construção dos mecanismos de inferência fuzzy para o processamento da incerteza são os modelos de nuvem (*cloud models*) [4], descritos a seguir.

## II. MODELOS DE NUVEM

Modelos de nuvem realizam a transformação bilateral de um conceito qualitativo e uma expressão quantitativa,

tendo como base a teoria de conjuntos fuzzy, estatística e probabilidade. Dada uma variável linguística (ex.: idade) e conceitos associados à mesma (ex.: jovem, adulto, etc), cada conceito é representado por uma nuvem com função de pertinência fuzzy e gaussiana, conhecida como nuvem normal ou *normal cloud*. Assim, cada observação pertencente ao universo de discurso é vista como uma realização estocástica do conceito  $e$ , portanto, como um ponto da nuvem, visível como um todo, mas imprecisa nos detalhes [5]. Com isso, o modelo de nuvem integra a incerteza e aleatoriedade de um conceito qualitativo ou termo linguístico de maneira única.

### A. Nuvem normal

Seja o conceito qualitativo  $T$  definido no universo de discurso  $U = u$ . Seja  $x \in U$  uma instância associada com certo grau ao conceito  $T$ . A idéia geral de nuvem considera  $x$  como uma realização estocástica -no contexto da teoria de probabilidades- do conceito ao qual é associado. Dado que esta realização pode ser vinculada a mais de um conceito com maior o menor grau, se faz necessário definir esse grau de associação. Para tal, faz-se uso das funções de pertinência fuzzy. Seja  $\mu_T(x) \in [0, 1]$  o respectivo grau de pertinência de  $x$  ao conjunto  $T$ . Sendo  $x$  apenas uma realização possível em  $T$ , associa-se a  $x$  uma distribuição de probabilidade e portanto,  $\mu_T(x)$  é também uma variável aleatória com tendência estável [6]. Assim, a consideração da natureza estocástica de  $x$  transforma a função de pertinência fuzzy  $\mu_T(x)$  em uma nuvem.

Quando esta nuvem considera distribuições normais sobre  $\mu_T(x)$  e  $x$  dentro do conceito  $T$ , temos uma nuvem normal, cuja universalidade é demonstrada em [7].

Toda nuvem normal é representada por três parâmetros [5]:

- 1)  $Ex$  que denota o valor esperado o mais representativo do conceito, e corresponde ao valor central da nuvem;
- 2)  $En$  que representa a entropia da nuvem e é associada à incerteza na determinação das fronteiras do conceito  $T$ , ou seja, a incerteza associada ao conceito qualitativo;
- 3)  $He$  que é a hiperentropia ou medida de dispersão de  $x$ , também definido como a entropia de  $En$  [8]. Note-se que, se a entropia  $En$  e a hiperentropia  $He$  são nulas, tem-se que o conceito qualitativo é determinístico.

Com isso, realiza-se um mapeamento de um ponto no universo de discurso a um intervalo na nuvem, dado pelo

respectivo grau de pertinência estocástico, com um valor médio e uma entropia associada tal que

$$\mu_T(x_i) = \exp\left(\frac{-(x_i - Ex)^2}{2En'_i{}^2}\right) \quad (1)$$

com

$$En'_i \sim N(En, He^2) \quad (2)$$

para todo  $i$  tal que  $x_i \in U$ . A Figura 1 ilustra uma nuvem normal composta por 1000 pontos e considerando um valor médio  $Ex = 5$ , entropia  $En = 0,7$ , hiperentropia  $He = 0,2$  e  $x \sim N(Ex, En^2)$ . Observa-se claramente o mapeamento de um ponto ( $x_i$ ) a um intervalo ( $\mu_i$ ), que aumenta a medida que o ponto mapeado se afasta do valor central ou mais representativo do conceito que se analisa. Como pode ser observado, a função de pertinência gerada é dada por uma nuvem de pontos, sendo cada ponto da nuvem dado pelo par ( $x_i, \mu_i$ ). Ainda, observa-se que a nuvem encontra-se ao redor de uma curva matemática esperada (MEC) dada por

$$MEC_T(x) = \exp\left(\frac{-(x - Ex)^2}{2En^2}\right) \quad (3)$$

calculada para o caso de  $En$  ser determinístico e portanto  $He = 0$ , o que nos mostra, que uma nuvem como função de pertinência contempla o caso de funções de pertinência gaussianas como um caso particular. Ainda, diferente dos conjuntos fuzzy tipo-II, os modelos de nuvem não possuem fronteiras definidas [9].

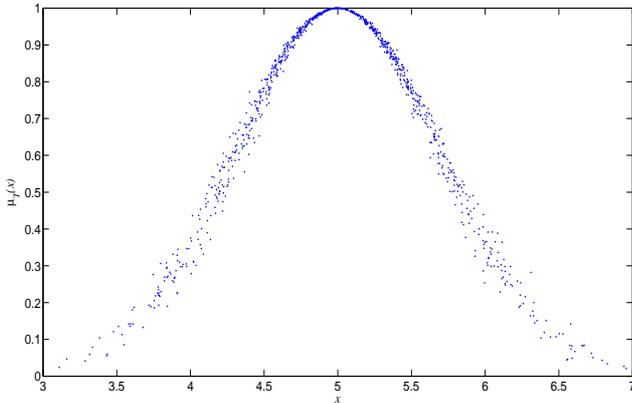


Figura 1. Nuvem normal com  $Ex = 5$ ,  $En = 0,7$  e  $He = 0,2$ .

### III. PROPOSTA

Com base no cenário e conceitos apresentados, este trabalho propõe a incorporação de modelos de nuvens no mecanismo de inferência de sistemas baseados em regras fuzzy. Ainda, o trabalho permitirá analisar os efeitos no desempenho de uma base de regras fuzzy quando a natureza estocástica nos dados - como por exemplo, no caso de séries temporais - é considerada na especificação da base de regras.

Para tal, será necessário o desenvolvimento de operadores que lidem com a natureza estocástica das variáveis e dos respectivos graus de pertinência. Embora modelos de nuvem tenham sido amplamente usados em aplicações de classificação de padrões e outras aplicações de mineração de dados, a combinação de sistemas fuzzy e modelos de nuvem ainda demanda pesquisa.

Em termos de uso do modelo fuzzy com modelos de nuvem especificamente na análise e previsão de séries temporais, espera-se a estimação por intervalos de valores futuros. A proposta poderá ser confrontada a modelos fuzzy tipo-II [10].

### IV. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq pelo auxílio financeiro.

### REFERÊNCIAS

- [1] W. Pedrycz and F. Gomide, *An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design*. Cambridge, MA, EUA: MIT Press, 1998.
- [2] M. J. Er and S. Wu, "A fast learning algorithm for parsimonious fuzzy neural systems," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 126, pp. 337–351, 2002.
- [3] D. Nauck and A. Nürnberger, "Neuro-fuzzy systems: A short historical review," in *Computational Intelligence in Intelligent Data Analysis*, ser. Studies in Computational Intelligence, C. Moewes and A. Nürnberger, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2013, vol. 445, pp. 91–109. [Online]. Available: [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-32378-2\\_7](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-32378-2_7)
- [4] L. Deyi, S. Xuemei, and M. Haijun, "Membership clouds and cloud generators," *The Research and Development of Computers*, vol. 42, no. 8, pp. 32–41, 1995.
- [5] Z. Meciarova, "Normal cloud models and generators," *Journal of Information, Control and Management Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 271–276, 2007.
- [6] L. Qi and D. Yuandong, "The normal cloud model of fuzzy inference prediction method for petroleum drilling accident," in *International Conference on Electric Information and Control Engineering (ICEICE)*, Abril 2011, pp. 1816–1821.
- [7] L. Deyi, L. Changyu, and L. Luying, "Study on the universality of the normal cloud model," *Engineering Science*, vol. 6, no. 8, pp. 28–34, 2004.
- [8] H. Meng, S. Wang, and L. Xiao, "Extracting hierarchical concept with cloud transform," *IEEE International Conference on Granular Computing*, pp. 347–352, 2012.
- [9] T. Wu and K. Qin, "Comparative study of image thresholding using type-2 fuzzy sets and cloud model," *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 3, no. sup01, pp. 61–73, 2010.
- [10] J. Mendel and R. John, "Type-2 fuzzy sets made simple," *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 2, pp. 117–127, 2002.