UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS - UFMG
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEE

SISTEMAS NEBULOSOS
Seminários - Mineração de Regras Nebulosas

Aluno: Petrônio Cândido de Lima e Silva
Matrícula: 015716712

Belo Horizonte
October 2, 2015

1 Generating Fuzzy Rules By Learning From Examples

No artigo de Wang e Mendel (1992) descreve-se um método genérico baseado em cinco passos para geração de regras a partir de dados numéricos. No primeiro passo os espaços de entrada e saída são divididos em regiões nebulosas. No segunda passo é realizada a geração de regras nebulosas a partir dos dados. No passo três é associado um grau a cada uma das regras geradas com o objetivo de resolver conflitos. No passo quatro é gerada uma base de regras combinando as regras geradas automaticamente com as regras criadas por especialistas. Por fim, no passo cinco é criado um mapeamento do espaço de entrada com o espaço de saída

Em um sistema de controle complexo, sem um modelo matemático e operado por um expert, possuímos duas fontes de informação: a) a experiência do controlador humano, geralmente expressa em regras SE-ENTÃO e em variáveis linguísticas (ideal para controladores nebulosos) e b) amostras de entrada e saída do sistema, utilizando variáveis numéricas (ideais para controladores neurais, por exemplo). A grande questão é se é possível desenvolver um framework que concilie as duas fontes de informação possíveis para cooperativamente e simultaneamente desenvolver a solução."

1.1 Gerando regras a partir de dados numéricos

Dado um conjunto de dados $x_i = (x_1^i, x_2^i, y^i)$ onde x^i são as entradas e y^i a saída, deseja-se criar um mapeamento $f : (x_1, x_2) \to y$.

Passo 1: Dividir os espaços de entrada e saída em regiões nebulosas

Dividir cada variável x_i em $K = 2N + 1$ regiões e associe uma função de pertinência μ_k^i a cada região. Os valores de N podem ser diferentes para cada variável e cada região receberá um nome no esquema $(SN, ..., S1, CE, B1, ..., BN)$. Neste caso foram usadas funções triangulares, cujo primeiro vértice é o centro da região anterior, o topo é o centro da região, e o terceiro vértice é o centro da próxima região.

Passo 2: Gerar as regras nebulosas dos dados

Primeiro, calcule as pertinências de cada variável x^i em relação aos conjuntos nebulosos μ_k^i para cada instância dos dados. A partir das pertinências, crie uma regra para cada instância associando à cada variável a região de maior pertinência: $\max \mu_k^i(x^i)$. As regras terão o formato do exemplo: SE x_1^i é $B1$ e x_2^i é $S1$ ENTÃO y^i é CE.

Passo 3: Associe um grau para cada regra

Camo será gerada uma regra para cada instância a probabilidade de existirem regras conflitantes (com o precedente igual mas com um consequente diferente) é alta. Para resolver isso associa-se a cada regra uma grau, e escolhe-se a regra de maior grau. O cálculo do grau é o produto das pertinências das variáveis nos conjuntos associados: $D(R) = (\prod \mu^i(x^i)) \cdot \mu^i(y^i)$

Passo 4: Crie uma base de regras nebulosas combinadas

Passo 5: Determinar o mapeamento da saída pela combinação das regras

Para uma data instância x^i, calcule a ativação de cada regra pelo produto das pertinências dos precedentes $m_O^i = \prod \mu_I^i(x^i)$. m_O^i será a ativação do consequente de cada regra. Para o cálculo do valor final utiliza-se a fórmula:

$$y = \frac{\sum m_O^i \cdot \bar{y}^i}{\sum m_O^i}$$

Onde O^i é a região de saída e $\bar{y}^i$

1.2 Regras nebulosas como aproximadores universais

Para um conjunto compacto $Q \subset R^n$ um conjunto de regras nebulosas pode aproximar qualquer função contínua definida em Q

1.3 Aplicação como controlador de veículo

Nesta seção é considerado o problema de estacionar um caminhão em um dock de carregamento de carga, um problema de controle não linear. A posição do caminhão é determinada pelas variáveis x, y e ϕ, onde ϕ é o ângulo horizontal do caminhão, que só se move uma distância fixa para trás a cada unidade de tempo. A tarefa é desenhar um sistema de controle cujas entradas são $\phi \in [-90, 270]$ e $x \in [0, 20]$ e cuja saída é $\theta \in [-40, 40]$, partindo de um estado inicial (x_i, ϕ_i) aleatório e cujo estado final deverá ser $(x_f, \phi_f) = (10, 90)$. O estado (x, y, ϕ) a cada instante t é definido como $x_{t+1} = x_t + cos(\phi_t + \theta_t) + sen(\theta_t)sen(\phi_t)$, $y_{t+1} = y_t + sen(\phi_t + \theta_t) - sen(\theta_t)cos(\phi_t)$ e $\phi_{t+1} = \phi_t - sen^{-1}(\frac{2sen(\theta_t)}{b})$ onde b é o tamanho do caminhão.

1.4 Aplicação em Séries Temporais

O problema da predição de séries temporais é definido como, sendo $z(k)$, para $k = 1, 2...$ uma série temporal e dados $z(k-m+1), z(k-m+2), ..., z(k)$ predizer $z(k+l)$ onde k e l são inteiros positivos. A série temporal caótica de Mackey-Glass é gerada pela equação $\frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x(t-\tau)^10} - 0.1x(t)$. O conjunto de aprendizado para a série $z(1), ..., z(M)$ contém M instâncias que são geradas com atrasos temporais de elementos de z. Cada instância v_t para $t = 1..M$ contém m elementos atrasados no tempo: $v_t = [z(t-m), z(t-m-1), ..., z(t-1), z(t)]$, onde os m elementos atrasados de $z(t)$ funcionam como variáveis explicativas e $z(t)$ a variável de resposta.

2 A simple but powerful heuristic method for generating fuzzy rules from numerical data

No artigo de Nozaki, Ishibuchi e Tanaka (1997) ...

3 Referências Bibliográficas

NOZAKI, K.; ISHIBUCHI, H.; TANAKA, H. A simple but powerful heuristic method for generating fuzzy rules from numerical data. *Fuzzy sets and systems*, Elsevier, v. 86, n. 3, p. 251–270, 1997.

WANG, L.-X.; MENDEL, J. M. Generating fuzzy rules by learning from examples. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 22, n. 6, p. 1414–1427, 1992.