

Sistema de Avaliação de Discente utilizando lógica Fuzzy

Daniel Ferreira, Ivan Carlos, Rodrigo de Paula

October 2021

1 Descrição do trabalho

O trabalho consiste em projetar, implementar e mostrar funcionando um sistema de avaliação que utilize lógica difusa (fuzzy), para gerar a média final dos alunos de uma determinada disciplina fictícia. É permitido escolher as variáveis de entrada suas respectivas funções de pertinência, variáveis de saída com funções de pertinência e regras do sistema.

2 Introdução

“Os sistemas especialistas são programas de computador que emulam o processo de raciocínio de um especialista humano ou atuam de maneira especializada em um domínio para o qual não existe nenhum especialista humano. Eles normalmente raciocinam com informações incertas e imprecisas. Existem muitas fontes de imprecisão e incerteza. O conhecimento que eles incorporam muitas vezes não é exato, da mesma forma que o conhecimento de um humano é imperfeito. Os fatos ou informações fornecidas pelo usuário também são incertos.

Sistemas especialistas são programas de computador que emulam o processo de raciocínio de um especialista humano ou atuam em um sistema especialista expert. Normalmente, é composto de pelo menos três partes: um mecanismo de inferência, uma base de conhecimento e uma memória global ou de trabalho. A base de conhecimento contém o conhecimento de domínio especializado para uso na solução de problemas. A memória de trabalho é usada como bloco de rascunho e para armazenar informações obtidas do usuário do sistema. O mecanismo de inferência usa o conhecimento do domínio junto com as informações adquiridas sobre um problema para fornecer uma solução especializada.

Os sistemas especialistas modelam a incerteza e a imprecisão de várias maneiras. A maioria dos métodos de lidar com a incerteza e imprecisão em sistemas especialistas tem sido ad hoc, no sentido de que não existe uma teoria subjacente para apoiá-los. Eles foram validados apenas por meio de testes empíricos.

Eles geralmente usam alguma forma de regras de alto nível. A busca cega do espaço da solução é evitada e o alto desempenho, se aproximando ou ultrapassando o de um especialista, é obtido. O raciocínio pode ser feito por manipulação de símbolo. Eles mostram alguma inteligência. Os sistemas especialistas incorporam princípios de domínio fundamentais e métodos de raciocínio fracos. Eles têm dificuldade ou complexidade associada a eles. Eles podem reformular um problema

e alguma razão sobre si mesmos. Eles podem ser descritos como programas de computador que usam conhecimento de domínio e técnicas de raciocínio para resolver problemas que normalmente requerem um especialista humano para sua solução. Os sistemas especialistas podem realizar uma tarefa que os humanos normalmente não realizam, como a orientação de mísseis ou o planejamento de um robô. Um sistema especialista pode ser capaz de atuar habilmente em uma área na qual não há especialistas humanos.”[1]

3 Projetando um sistema de avaliação de discentes

O sistema de avaliação utilizado nas disciplinas é geralmente baseado por avaliações escritas que são aplicadas ao término de cada unidade ou conteúdo. O planejamento da quantidade de provas depende de cada instituição e professor. De uma forma geral, são duas provas por semestre ou no máximo três provas, onde cada uma avalia um determinado conteúdo. Após a realização de cada exame o aluno obtém uma nota. No final de um determinado período é feita uma média aritmética com todas as notas do aluno. A média final para a aprovação é determinada pela instituição.

O cálculo matemático utilizado não deixa claro o conhecimento que o aluno realmente adquiriu. Ele pode ter tido uma nota excelente na prova referente ao conteúdo de X, por exemplo, e uma nota ruim na prova de conteúdo Y, mas calculando sua média obteve-se uma nota suficiente para aprovação.

Como consequência, o aluno será aprovado por ter bastante conhecimento em X, mas terá uma dificuldade em Y.

No exemplo citado, após o resultado da avaliação do aluno não é feita uma retomada dos conteúdos em que os alunos apresentaram maiores problemas. A respeito da dificuldade em Y. Já que o aluno foi aprovado, não se preocupa se o conhecimento adquirido é satisfatório para prosseguir nas disciplinas subsequentes.

A teoria dos conjuntos fuzzy fornece ferramentas para expressar numericamente valores imprecisos tais como bom, ruim, excelente e normal. Estabelece uma relação entre a precisão da matemática clássica e a imprecisão do mundo real, tornando possível implementar um algoritmo computacional.

Um conjunto fuzzy permite representar conceitos vagos em linguagem natural, a representação não depende apenas do conceito, mas também, do contexto em que está inserido. Vários conjuntos fuzzy representando conceitos linguísticos como alto, médio ou baixo são frequentemente empregados para definir o estado de uma variável, tal variável é denominada variável linguística ou variável fuzzy. A variável linguística expressa valores que não são numéricos, e sim, palavras ou sentenças de uma linguagem natural ou artificial. Segundo Faria o conjunto de valores assumidos pela variável linguística é denominado Conjunto de Termos, no qual cada valor assumido pela variável linguística é representado por um conjunto fuzzy definido pela função de pertinência correspondente.

Não existem regras definitivas para a escolha das funções de pertinência, é necessário o conhecimento de um especialista no assunto ou informações extraídas de um banco de dados. As funções possuem algumas características quanto ao formato, obtenção e normalização.

As funções de pertinência podem ter várias formas: triangular, trapezoidal, gaussiana, sinoidal, entre outras; a forma escolhida é determinada de acordo com o contexto da aplicação. A obtenção dessas funções pode ser escolhida pelos usuários com base em suas experiências ou através de um processo de otimização a partir de dados experimentais e/ou obtidos por simulação. Quanto à normalização, as funções de pertinência são definidas no intervalo $[0,1]$, quando normalizadas.

A estrutura de um sistema baseado em lógica fuzzy possui quatro etapas: fuzzificação, base de regras, inferência e defuzzificação. A fuzzificação é o processo no qual são definidas as variáveis de entrada e saída, para as quais são atribuídos termos linguísticos que descrevem seu estado. É nessa etapa do processo que são construídas as funções de pertinência. Semelhantes termos são traduzidos pela função a um subconjunto fuzzy num domínio apropriado.

A base de regras é caracterizada pela base de conhecimento, todos os conjuntos fuzzy que representam as variáveis relacionadas por funções de pertinência formam a base de conhecimento. O algoritmo processa as funções de pertinência de cada um dos conjuntos fuzzy, a combinação dos resultados através de instruções gera a base de regras. A representação da base de regras pode variar de acordo com o modelo utilizado. Os dois tipos mais comuns de modelo fuzzy são: Modelo de Mamdani e o Modelo de Takagi-Sugeno-Kang.

O modelo de Mamdani é baseado em proposições linguísticas *SE-ENTÃO* com vagos predicados e o modelo de Takagi-Sugeno-Kang é formado por regras lógicas que têm uma combinação de modelos difusos e exatos. A saída no método de inferência Sugeno é um número real exato, o conjunto consequente de inferência será um conjunto difuso discreto com um número finito de pontos e as regras consequentes são funções exatas. O método mais utilizado para criar a base de regras funciona através de expressões do tipo *SE* (premissa) *ENTÃO* (conclusão). Esse método supõe que conhecido um fato (premissa) é possível concluir outro fato (conclusão). A maioria dos sistemas envolve mais de uma regra, a consequência do processo global, a partir de cada regra individual, é conhecida como conjuntivos ou disjuntivos.

Nos sistemas de regras conjuntivos são utilizados os conectivos “E”, neste caso, a conclusão é encontrada por meio de intersecção de todas as regras individuais. Nos sistemas de regras disjuntivos são empregados os conectivos “OU” e a conclusão final é obtida através da união das contribuições individuais. Após definidas as regras, os operadores de união e intersecção e o método utilizado, ocorre a inferência. Na defuzzificação é necessário um processo de tradução do conjunto fuzzy resultante do método de inferência para um número real.

Muitas vezes, a saída do processo deve ser uma quantidade escalar e não conjuntos fuzzy. Um valor crisp (físico) para a saída do sistema é obtido pela defuzzificação do conjunto de saída fuzzy.

Existem alguns métodos de defuzzificação: princípio da máxima associação também conhecido como método da altura, método da média ponderada, média de associação máxima, centro das somas e método dos centróides ou centro de área ou gravidade. Talvez o método de defuzzificação mais popular seja o cálculo do centróide, que retorna o centro da área sob a curva. Neste método o valor crisp é obtido pelo centro da área dada pela atribuição das funções de pertinência de saída como:

$$\hat{y} = \frac{\iint_D y \, dx \, dy}{\iint_D 1 \, dx \, dy} \quad (1)$$

4 Métodos de inferência (Máquinas de inferência)

Os 2 tipos mais importantes de método de inferência fuzzy são *Mamdani* e *Sugeno*. O método de inferência difuso do tipo Mamdani é o método mais comumente usado. Este método foi introduzido por Mamdani e Assilian (1975). Outro método de inferência bem conhecido é o chamado método do processo de inferência fuzzy Sugeno ou Takagi-Sugeno-Kang. Este método foi introduzido por

Sugeno (1985). Este método também é chamado de método TS. A principal diferença entre os dois métodos reside no consequente das regras Fuzzy.

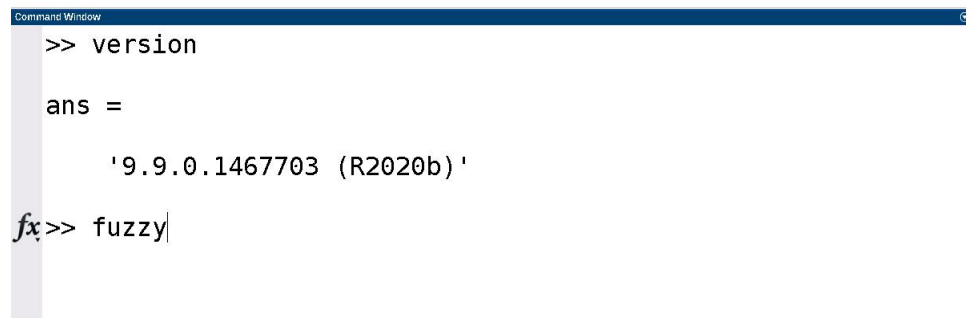
4.0.1 Método de Inferência Difusa Mamdani[2]

Etapas:

1. Determinar um conjunto de regras fuzzy
2. Fuzzificar das entradas usando as funções de pertinência de entrada;
3. Combinar as entradas fuzzificadas de acordo com as regras fuzzy para estabelecer a “força da regra” (operações difusas);
4. Encontrado o resultado da regra, combinar a “força da regra” com a função de pertinência de saída (implicação);
5. Combinar as consequências para obter uma saída (agregação);
6. Defuzzificar a saída (apenas se uma saída crisp é necessária).

4.1 Modelo fuzzy

Nesta seção é descrito o modelo fuzzy desenvolvido no software Matlab para avaliação dos discentes em uma disciplina hipotética.



```
Command Window
>> version

ans =

    '9.9.0.1467703 (R2020b) '

fx>> fuzzy|
```

Figura 1: Matlab 2020

Foram escolhidas três variáveis de entrada: Notas de prova escrita (X1), participação em sala de aula (X2) e trabalhos realizados em casa (X3). Como nosso intuito é considerar a contribuição das três notas para avaliação, o resultado final (Y) é a variável de saída do nosso sistema.

O formato das funções de pertinência, tanto nas variáveis de entrada como na de saída, foi o trapezoidal (trapezoid). As funções de pertinência contruídas foram:

- Para a variável de entrada X1: Insuficiente (I), Regular (R), Bom (B), Muito Bom (MB) e Excelente (EX);
- Para a variável de entrada X2: Insuficiente (I), Satisfatório (S), Excelente (EX).

- Para a variável de entrada X3: Insuficiente (I), Satisfatório (S), Excelente (EX).
- Para a variável de saída Y: Insuficiente (I), Regular (R), Bom (B), Muito Bom (MB) e Excelente (EX).

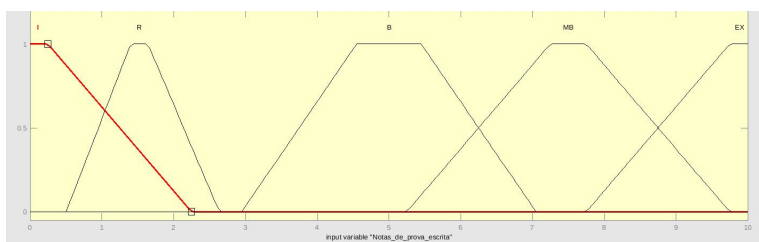


Figura 2: Funções de pertinência para a variável de entrada “Notas de prova escrita” (X1)

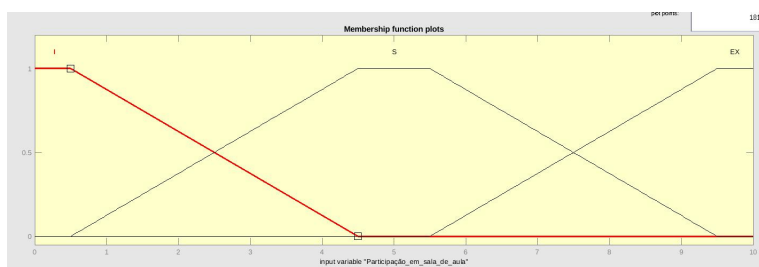


Figura 3: Funções de pertinência para a variável de entrada “participação em sala de aula” (X2)

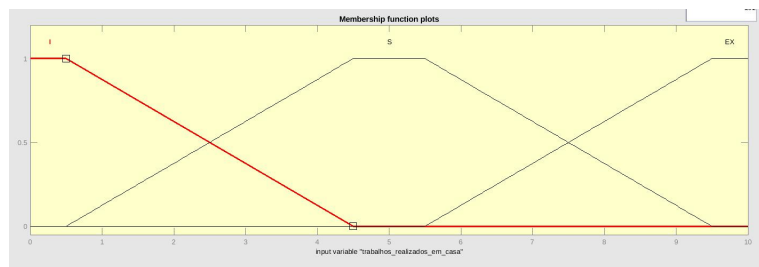


Figura 4: Funções de pertinência para a variável de entrada “trabalhos realizados em casa” (X3)

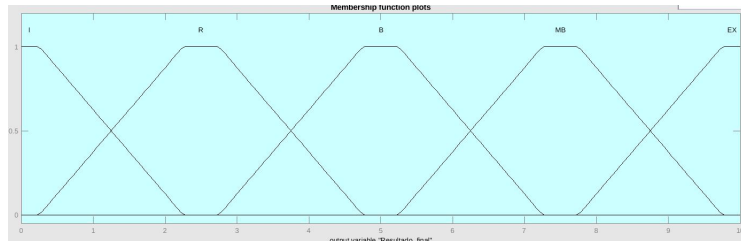


Figura 5: Funções de pertinência para a variável de saída “resultado final” (Y)

A base de dados foi escolhida de forma aleatória tentando contemplar a maior quantidade possível de situações para avaliar o desempenho dos alunos. O sistema foi composto por 20 regras, todas modeladas com o mesmo peso e de decisões simples, como por exemplo: se todas as variáveis de entrada foram consideradas insuficientes, então o conceito final do estudante deve ser classificado como insuficiente.

Seguem as 20 regras utilizadas em nosso sistema:

1. Se nota da prova é insuficiente e atividade em classe é insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é insuficiente.
2. Se nota da prova é insuficiente e atividade em classe é insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é regular.
3. Se nota da prova é insuficiente e atividade em classe é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é regular.
4. Se nota da prova é insuficiente e atividade em classe é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é regular.
5. Se nota da prova é regular e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é insuficiente.
6. Se nota da prova é regular e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é regular.
7. Se nota da prova é regular e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é bom.
8. Se nota da prova é regular e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é bom.
9. Se nota da prova é bom e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é regular.
10. Se nota da prova é bom e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é bom.
11. Se nota da prova é bom e participação em sala de aula é não insuficiente e participação extraclasse é insuficiente então conceito final é bom.

12. Se nota da prova é bom e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é muito bom.
13. Se nota da prova é muito bom e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é bom.
14. Se nota da prova é muito bom e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é bom.
15. Se nota da prova é muito bom e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é bom.
16. Se nota da prova é muito bom e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é muito bom.
17. Se nota da prova é excelente e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é muito bom.
18. Se nota da prova é excelente e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é excelente.
19. Se nota da prova é excelente e participação em sala de aula é não insuficiente e trabalhos realizados em casa é insuficiente então conceito final é muito bom.
20. Se nota da prova é excelente e participação em sala de aula é insuficiente e trabalhos realizados em casa é não insuficiente então conceito final é muito bom.

O método utilizado neste sistema proposto foi o modelo tipo Mamdani que desenvolveu o cálculo utilizando como método de defuzzificação centróide.

Salvamos o nosso projeto como “avaliacao.fis” na mesma pasta que o workspace foi aberto, de volta ao prompt de comando carregamos a nossa lógica como uma função conforme mostrado abaixo.

```
>> fis = readfis('avaliacao')

fis =

mamfis with properties:

    Name: "avaliacao"
    AndMethod: "min"
    OrMethod: "max"
    ImplicationMethod: "min"
    AggregationMethod: "max"
    DefuzzificationMethod: "centroid"
    Inputs: [1 3 fisvar]
    Outputs: [1 1 fisvar]
    Rules: [1 20 fisrule]
    DisableStructuralChecks: 0

See 'getTunableSettings' method for parameter optimization.

>> evalfis(fis, [5 5 6])
```

```

ans =

    7.5000

>> evalfis(fis, [9 9 9])

ans =

    8.0869

>> evalfis(fis, [10 10 10])

ans =

    9.2712

```

Simulando uma turma de 10 alunos.

```

>> a = 0;
>> b = 10;
>> rn = a + (b-a).*rand(n,3)

rn =

    0.7818    2.5987    5.4986
    4.4268    8.0007    1.4495
    1.0665    4.3141    8.5303
    9.6190    9.1065    6.2206
    0.0463    1.8185    3.5095
    7.7491    2.6380    5.1325
    8.1730    1.4554    4.0181
    8.6869    1.3607    0.7597
    0.8444    8.6929    2.3992
    3.9978    5.7970    1.2332

>> evalfis(fis, rn)

ans =

    3.4553
    5.6766
    3.7754
    8.9532
    2.3643
    6.3219
    5.8291
    6.2129
    3.5719
    5.5969

```

Simulando 10 alunos e comparando a média aritmética com a média obtida pela lógica fuzzy.

```

>> a = 0;
>> b = 10;
>> rn = a + (b-a).*rand(n,3)

rn =

    1.8391    3.6925    5.7521

```



```

2.3995    1.1120    0.5978
4.1727    7.8025    2.3478
0.4965    3.8974    3.5316
9.0272    2.4169    8.2119
9.4479    4.0391    0.1540
4.9086    0.9645    0.4302
4.8925    1.3197    1.6899
3.3772    9.4205    6.4912
9.0005    9.5613    7.3172

>> mean(rn,2)

ans =

3.7612
1.3698
4.7743
2.6418
6.5520
4.5470
2.1011
2.6341
6.4296
8.6264

>> evalfis(fis, rn)

ans =

4.4023
2.2765
6.1707
2.4326
6.8345
7.0412
2.8633
4.0598
7.5000
8.0874

>> [rn mean(rn,2) evalfis(fis, rn)]

ans =

1.8391    3.6925    5.7521    3.7612    4.4023
2.3995    1.1120    0.5978    1.3698    2.2765
4.1727    7.8025    2.3478    4.7743    6.1707
0.4965    3.8974    3.5316    2.6418    2.4326
9.0272    2.4169    8.2119    6.5520    6.8345
9.4479    4.0391    0.1540    4.5470    7.0412
4.9086    0.9645    0.4302    2.1011    2.8633
4.8925    1.3197    1.6899    2.6341    4.0598
3.3772    9.4205    6.4912    6.4296    7.5000
9.0005    9.5613    7.3172    8.6264    8.0874

```

5 Conclusão

A média aritmética usada para o cálculo da nota final do aluno não analisa todas as notas em conjunto. Um aluno conseguiu boas notas na primeira e na segunda avaliação, porém na terceira avaliação obteve uma nota inferior. Ao calcular a média esta diminui consideravelmente por causa da nota baixa da terceira prova. No caso de uma nota mais baixa ao fazer o cálculo da média o aluno pode ser prejudicado mesmo tendo notas boas em outras avaliações. Uma média insatisfatória transparece que o aluno não aprendeu. Ele pode ter aprendido muito bem o conteúdo da primeira e segunda avaliação, porém ele ficou com uma deficiência no conteúdo da terceira avaliação. A média aritmética não mostra essa realidade.

As avaliações aplicadas e o cálculo matemático utilizado estão sendo insuficientes para avaliar o aprendizado dos alunos, portanto um modelo fuzzy foi desenvolvido neste trabalho utilizando o software Matlab visando a avaliação de um curso fictício.

A lógica fuzzy é uma abordagem intuitiva e tolerante com dados imprecisos. Pode ser construída através de experiência de especialistas e sobre as estruturas da descrição qualitativa utilizada na linguagem cotidiana.

O mais importante é que este sistema considera a contribuição de todas as etapas de avaliação do aluno para gerar o índice para o conceito final. Esta importante contribuição não ocorreu com os modelos clássicos, porque eles prejudicam o conceito final do aluno que não foi muito bem em umas das etapas de avaliação.

Dentre os testes que podem ser feitos no modelo fuzzy como proposta de trabalhos futuros são:

- Ao invés de utilizar o método de implicação Mamdani pode ser usado o modelo de Takagi-Sugeno-Kang;
- Além da trapezoidal pode utilizar outras formas de funções de pertinência como a triangular, gaussiana, sinoidal;
- Dar pesos diferentes para uma determinada regra;
- Diminuir as regras para obter melhores resultados.

Referências

- [1] Abraham Kandel. *Fuzzy expert systems*. CRC Press, Boca Raton, FL, 1992.
- [2] Prof. Volmir Wilhelm. *TP034-Tópicos Especiais de Pesquisa Operacional I*. UFPR, Curitiba, Paraná, Brasil, 2021. Available at https://docs.ufpr.br/~volmir/Fuzzy_7.pdf.