

Trabalho Fuzz

Guilherme S.Alves¹

¹Universidade Tecnológica do Parana (UTFPR)

Resumo. *Os classificadores fuzzy são uma técnica de inteligência artificial que permite uma classificação mais precisa e flexível dos dados do que os classificadores tradicionais. Eles atribuem um grau de pertinência a cada classe, permitindo que um dado possa pertencer parcialmente a várias classes simultaneamente. No exemplo apresentado neste artigo, o classificador fuzzy é usado para inferir o estado de gravidade de uma pessoa com base em três entradas: Qualidade da PA (qPA), Pulsação e Respiração.*

1. Introdução

Os classificadores fuzzy são uma técnica de inteligência artificial que utilizam a teoria dos conjuntos fuzzy para classificar dados. Essa técnica é particularmente útil quando as fronteiras entre as classes são indefinidas ou imprecisas. Ao contrário dos classificadores tradicionais, que utilizam uma abordagem de classificação binária (ou seja, o dado pertence a uma classe ou não pertence), os classificadores fuzzy atribuem um grau de pertinência a cada classe, permitindo que um dado possa pertencer parcialmente a várias classes simultaneamente.

Os classificadores fuzzy são amplamente utilizados em diversas áreas, como na medicina, no controle de processos industriais, na análise de imagens e na tomada de decisões. Esses classificadores são capazes de lidar com dados incertos e imprecisos, tornando-os uma ferramenta poderosa para a análise de dados.

No caso específico apresentado neste artigo, o classificador fuzzy é utilizado para inferir o estado de gravidade de uma pessoa com base em três entradas: Qualidade da PA (pressão arterial), Pulsação e Respiração. A partir dessas entradas, o classificador fuzzy atribui um grau de pertinência a cada classe de gravidade, permitindo uma classificação mais precisa e flexível do estado da pessoa. No entanto, é importante destacar que, em um cenário real, os dados de entrada, que representam a leitura de sensores, podem apresentar imprecisões e incertezas. Por isso, o uso de classificadores fuzzy é especialmente útil, pois permite lidar com essas imprecisões e tratar a incerteza de forma efetiva. Os dados utilizados para o treinamento do classificador foram gerados de maneira a atender às necessidades do problema e não exigem nenhum tratamento adicional. Mas, em um cenário real, é possível que esses dados apresentem imprecisões, o que reforça a importância do uso de classificadores fuzzy para lidar com dados incertos e imprecisos.

2. Metodologia

Para resolver o problema apresentado, a primeira etapa foi buscar na literatura as características relevantes para cada uma das entradas do sistema. Para a entrada "qPA", foram definidas duas funções de pertinência a partir dos dados coletados. As funções de pertinência foram definidas para os universos "pobre", "good" e "high", de acordo com os valores de pressão arterial. Essas funções são utilizadas pelo classificador fuzzy para atribuir graus de pertinência às diferentes classes de gravidade do paciente.

Para a entrada "Pulsação", foi utilizado o gráfico da "Image 1" como referência para separar o universo em três faixas: "poor"(≤ 60), "good"(60-100) e "high"(≥ 100). Essa definição é importante, pois permite uma classificação mais precisa do estado de gravidade com base na leitura da pulsação. A literatura aponta que a pulsação é um indicador importante da saúde cardiovascular de uma pessoa e, por isso, sua avaliação é fundamental para a inferência do estado de gravidade. Para a entrada "Respiração", foi utilizado o gráfico da "Image 2" como referência para separar o universo em três faixas: "poor"(≤ 14), "good"(14-18) e "high"(≥ 18).

Em resumo, a definição das funções de pertinência para cada entrada é crucial para a inferência do estado de gravidade com base nos dados coletados. Além disso, a utilização de referências externas, como as imagens 1 e 2, ajuda a separar o universo em faixas mais precisas e, assim, aprimorar a classificação do estado de gravidade.

Após a definição das funções de pertinência para cada entrada, o próximo passo foi definir a saída do sistema, ou seja, o consequente. Nesse caso, foi utilizado um conjunto de quatro classes de gravidade: "Crítico", "Instável", "Potencialmente Estável" e "Estável", conforme apresentado na tabela 1. A escolha dessas classes é crucial, pois elas representam o estado de gravidade da pessoa e devem ser inferidas a partir das três entradas do sistema.

Para a separação dessas classes, foi utilizada uma função de pertinência triangular (trimf). Essa função é comumente utilizada em sistemas fuzzy, pois permite representar as classes de forma clara e intuitiva, facilitando a interpretação dos resultados e a tomada de decisões. A utilização da função trimf possibilitou a separação das classes de gravidade seguindo a tabela 1 de forma adaptável e coerente.

A definição das regras é um passo importante no desenvolvimento de sistemas de classificação fuzzy, como no caso apresentado neste artigo. Para a definição das regras, foram utilizadas duas abordagens diferentes: a teoria do especialista e a abordagem de Wang Mendel.

A teoria do especialista é baseada no conhecimento prévio de um especialista sobre o domínio do problema. Essa abordagem permite a utilização do conhecimento especializado para a definição das regras de inferência, o que pode ser útil em problemas complexos em que é necessária uma análise mais detalhada.

Por outro lado, a abordagem de Wang Mendel é uma técnica de aprendizado de máquina que permite a inferência das regras a partir de um conjunto de dados de treinamento. Nessa abordagem, uma parte dos dados de entrada é separada para treinamento e, para cada entrada desse treinamento, é gerada uma regra. Em seguida, as regras redundantes e inconsistentes são removidas, permitindo uma inferência mais precisa e eficiente.

A utilização de diferentes abordagens na definição das regras e funções de pertinência em sistemas de classificação fuzzy permite a inferência mais precisa e eficiente do estado de gravidade da pessoa. Isso permite uma análise mais ampla e completa do problema, levando a uma separação mais adequada dos universos das variáveis de entrada e uma inferência mais confiável das classes de gravidade.

Para facilitar o processo de análise fuzzy descrito anteriormente, a biblioteca sk-fuzzy foi utilizada. Essa biblioteca permite a definição das entradas como "antecedentes

tes”e dos outputs como ”consequentes”, o que facilita a análise e possibilita uma fácil visualização das separações dos universos.

Além disso, a biblioteca skfuzzy permite a definição das regras de inferência através do módulo de controle. Uma vantagem dessa abordagem é a possibilidade de visualização do comportamento das regras através de um grafo, o que facilita o entendimento do processo de inferência fuzzy. Outra vantagem é a facilidade no processo de defuzzificação através da ferramenta de simulação desse módulo.

Dessa forma, a utilização da biblioteca skfuzzy foi essencial para facilitar o processo de análise fuzzy e permitir a definição eficiente das regras de inferência. As ferramentas disponíveis nessa biblioteca permitem uma visualização clara das separações dos universos e uma fácil definição e simulação das regras de inferência, o que contribui para uma inferência mais precisa e confiável.

Idade	Batimentos/minuto
Bebês	100-170
Crianças de 2 a 10 anos	70-120
Crianças >10 anos e adultos	60-100

Figura 1. pulso

Idade (anos)	FR/minuto
0	30 a 40
1-2	25 a 30
2-8	20 a 25
8-12	18 a 20
Adultos	14 a 18

Figura 2. respiração

Critical	[0 25]
Instable	[25 50]
Pot. inst. victims	[50 75]
Stable victims (V4)	[75 100]

Tabela 1. Estado de gravidade

3. Resultados e análise

Durante a execução da solução proposta, foi observado que se os dados do universo de entrada não forem normalizados, a função de pertinência pode apresentar problemas durante o processo de defuzzificação. Isso ocorre porque sem normalização, o dado de entrada pode não corresponder a nenhum dos valores do universo de pertinência, resultando em uma classificação incorreta.

Essa observação pode ser vista claramente na comparação das imagens 3 e 4, onde a imagem 3 representa os dados normalizados e a imagem 4 representa os dados sem a normalização em uma função de pertinência para o input de pulso. Podemos observar que na imagem 4, os valores de entrada estão fora do intervalo esperado pelo universo de pertinência, resultando em uma classificação incorreta e imprecisa.

Para evitar esse problema, é importante normalizar os dados de entrada antes de aplicar a função de pertinência. A normalização garante que os valores de entrada estejam dentro do intervalo esperado pelo universo de pertinência, permitindo uma classificação mais precisa e confiável. Existem diversas técnicas de normalização disponíveis, como a normalização min-max e a normalização z-score, que podem ser aplicadas de acordo com as necessidades específicas do problema em questão.

Na solução proposta, foi criado um linspace baseado nos dados previamente coletados, e em seguida, foi aplicada a normalização min-max para garantir que os dados de entrada estivessem dentro do intervalo esperado pelo universo de pertinência. Essa técnica permitiu uma classificação mais precisa e confiável dos dados de entrada.

Após os testes realizados, constatou-se que o classificador fuzzy criado pelo especialista teve uma taxa de acerto de 54%, enquanto o modelo gerado pelo algoritmo de Wang Mandel obteve uma taxa de acerto de 24%. Esse resultado pode ter ocorrido porque a implementação da remoção de regras durante o processo de Wang Mandel pode ter sido exagerada, levando à exclusão de regras importantes para a classificação correta dos dados.

4. Conclusões

Com base nos testes realizados na solução proposta, podemos concluir que o uso de classificadores fuzzy pode ser uma técnica poderosa para lidar com dados incertos e imprecisos. Através do uso de funções de pertinência e regras de inferência, é possível realizar uma classificação mais precisa e flexível dos dados de entrada.

No entanto, é importante destacar que a qualidade da classificação depende da definição adequada das funções de pertinência e das regras de inferência. Além disso, a normalização dos dados de entrada é essencial para garantir uma classificação correta e evitar problemas durante o processo de defuzzificação.

Como próximos passos, seria importante corrigir o processo de Wang Mandel para obter uma classificação mais precisa dos dados, além de realizar uma análise hierárquica para definir o qPa.

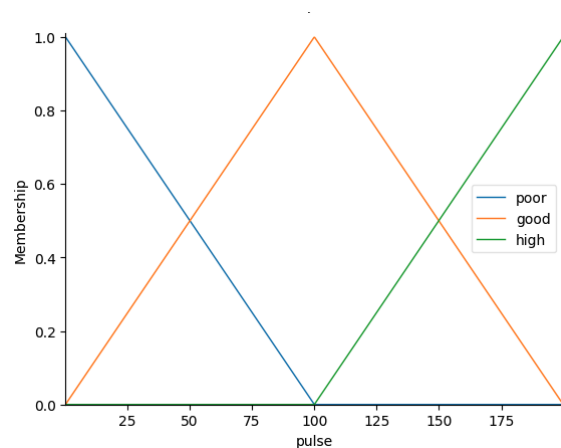


Figura 3. pulso normalizado

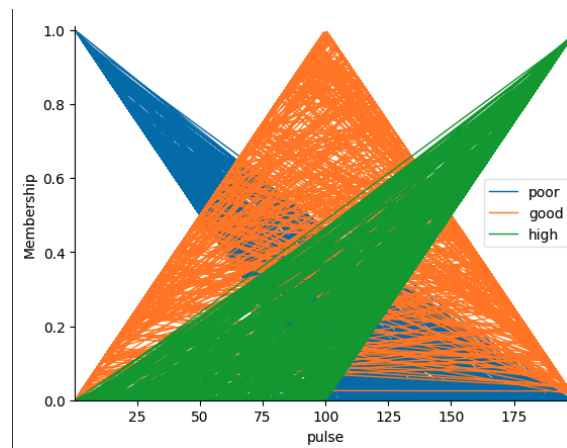


Figura 4. pulso sem normalização

5. Code

O código está hospedado no link <https://github.com/guisolski/fuzzy>.