

Instituto Federal do Sul de Minas Gerais
Campus Poços de Caldas
Engenharia da Computação
Inteligência Artificial

Professor: Rafael Martins D'Addio
rafael.daddio@ifsuldeminas.edu.br

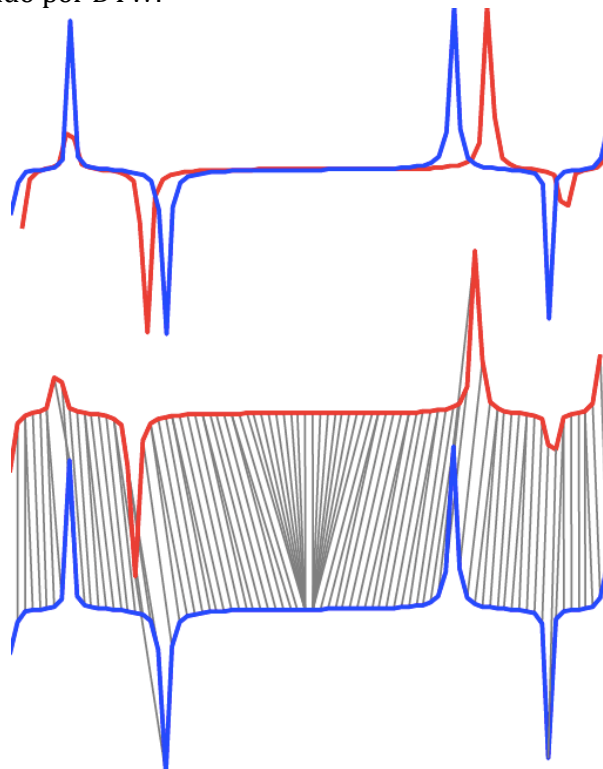
Projeto – Aprendizado de Máquina
Data de entrega: 24/05

O objetivo deste projeto é implementar um algoritmo de classificação de séries temporais utilizando a distância *Dynamic Time Warping* (DTW) e dados obtidos a partir de acelerômetros.

Este projeto possui três partes descritas a seguir:

Parte I – Implementação da DTW

Nesta parte será implementado o algoritmo DTW que utiliza a programação dinâmica para estimar a distância entre duas séries temporais. A Figura 1 apresenta um exemplo de mapeamento fornecido por DTW.



A distância DTW entre duas séries temporais A e B é definida pela seguinte relação de recorrência [1]:

$$DTW(a_i, b_j) = c(a_i, b_j) + \min \begin{cases} DTW(a_{i-1}, b_{j-1}) \\ DTW(a_i, b_{j-1}) \\ DTW(a_{i-1}, b_j) \end{cases}$$

na qual $c(a_i, b_j)$ é uma métrica de distância, como a Euclidiana:

$$c(a_i, b_j) = \sqrt{(a_i - b_j)^2} = |a_i - b_j|$$

Parte II – Implementação do classificador de séries temporais

Nesta etapa, o objetivo é utilizar o algoritmo DTW para auxiliar um algoritmo de aprendizado de máquina a reconhecer e classificar séries temporais dentre um conjunto de classes específicas de movimentos realizados com um controle do videogame Wii. Para tal, será fornecida uma base de dados com séries temporais coletadas do acelerômetro do videogame[2].

Nessa base, existem 12 movimentos diferentes, tais como direita, esquerda, cima, baixo, quadrado, movimento em Z, etc. O arquivo rotulos.txt possui uma listagem das classes e seus respectivos movimentos.

As séries temporais estão armazenadas no arquivo base.txt. No total existem 1200 séries temporais. Cada classe (movimento) é representada por 100 séries que são resultados de um voluntário executando o mesmo movimento 100 vezes.

Cada linha corresponde a uma série temporal. O primeiro valor de cada linha corresponde à classe da série temporal. Esse valor é um número de 1 a 12 correspondente aos rótulos armazenados no arquivo rotulos.txt. Até o final da linha ('\n'), segue uma quantidade variável de valores numéricos reais que são os valores obtidos do acelerômetro do controle do Wii.

Para classificar as séries temporais nós vamos utilizar um classificador bastante simples, conhecido como k -vizinhos mais próximos (K-NN). Esse classificador consiste em: dada uma série temporal Q do conjunto de teste, verificar quais k séries S do conjunto de treino são mais similares a ela (ou seja, quais são seus k -vizinhos mais próximos). Para a série Q é atribuída a classe majoritária dentre seus k vizinhos.

Alguns detalhes devem ser considerados:

- Implementação deve ser flexível para aceitar a utilização de diferentes métricas de distância entre as instâncias. Deverão ser implementadas as distâncias Euclidiana e DTW;
- Implementação deve considerar como entrada dois conjuntos de dados diferentes: um de treinamento e um de teste;
- Implementação deve ser flexível para aceitar um parâmetro k que diz respeito ao tamanho da vizinhança;
- Implementação deve levar em consideração empates, ou seja, quando duas ou mais classes tiverem o mesmo número de votos (ex: $k = 5$, dentre os vizinhos há 2 votos para classe 1, 2 votos para classe 6 e um voto para a classe 10).

Parte III – Experimentos e relatório

Uma pergunta importante é quão efetivo é esse classificador. Por exemplo, podemos pensar em um jogo real, que dada uma série temporal resultante de um movimento realizado por um jogador, precisamos classificar a série para que o personagem faça alguma ação. O classificador precisa ser preciso para que o jogo interprete corretamente as ações do jogador.

Nós podemos estimar o desempenho desse classificador dividindo nossa base de dados em um conjunto de treinamento e um de teste. No conjunto de teste estão armazenadas séries temporais que serão utilizadas apenas para medir a qualidade de classificação. O procedimento é o seguinte:

Para cada série temporal Q do conjunto de teste, procure pelas k séries temporais mais similares a ela no conjunto de treinamento e faça a classificação com base nas classes das séries vizinhas. Para medir a acurácia do sistema, utilize a métrica Hit Ratio (taxa de acerto): a razão entre o número de acertos e a quantidade de instâncias no conjunto de teste.

Para que os experimentos sejam realizados, faça a separação da base de dados seguindo o protocolo de validação cruzada em 5 partições e calcule a taxa de acerto média das 5 execuções. Execute esse processo para valores de $k = \{1,3,5,10\}$. Todas as configurações anteriores deverão ser executadas utilizando as métricas de distância **DTW** e **Euclidiana**. Compare os resultados entre elas através de tabelas e gráficos.

Faça um curto relatório (2 a 4 páginas) explicando a sua implementação e os resultados obtidos. Faça uma comparação entre as duas métricas, e apresente qual teve melhor execução.

Observações:

1. Trabalho pode ser feito em até trios. Coloque o nome dos membros em todos os arquivos.
2. O trabalho poderá ser feito em qualquer linguagem de programação, **contanto que** esteja bem documentado e contenha instruções de compilação/execução. Códigos não documentados terão desconto de até 10% na nota final.
3. Entrega deverá ser feita em um arquivo .zip ou .rar contendo relatório e códigos. Coloque um comentário na entrega indicando os membros do grupo.

[1] Dynamic Time Warping. https://en.wikipedia.org/wiki/Dynamic_time_warping.

[2] Eduardo T. Bogue, Edson T. Matsubara, Anderson C. Bessa. *Uma Abordagem em Reconhecimento de Movimentos Utilizando TRKNN e Dynamic Time Warping*. ENIA 2012.