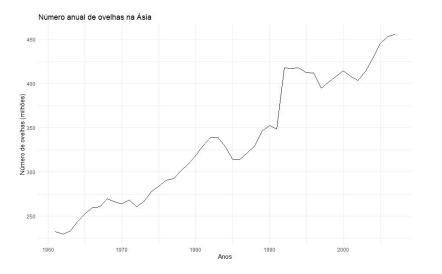
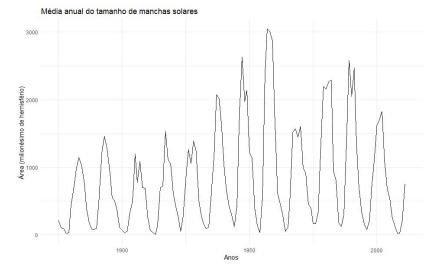
Shapelet Transform Accelerator Proposta de ASIC

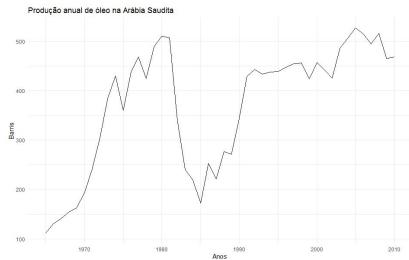
Mapa da apresentação

- Séries temporais
- Classificação de séries temporais
 - o Divisão em janelas
 - Transformações
- Transformada Shapelet
 - Necessidade de memória
 - o Processamento e fluxo de dados
- Acelerando a transformada
 - Paralelismos
 - 0
- Possibilidades futuras

SÉRIES TEMPORAIS (ST)

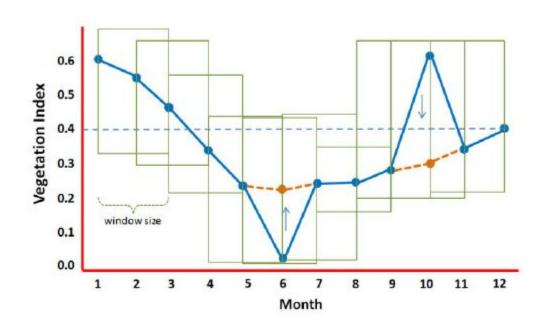




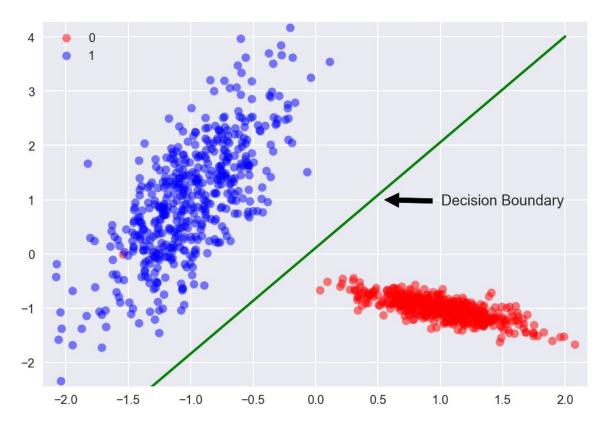


CLASSIFICAÇÃO

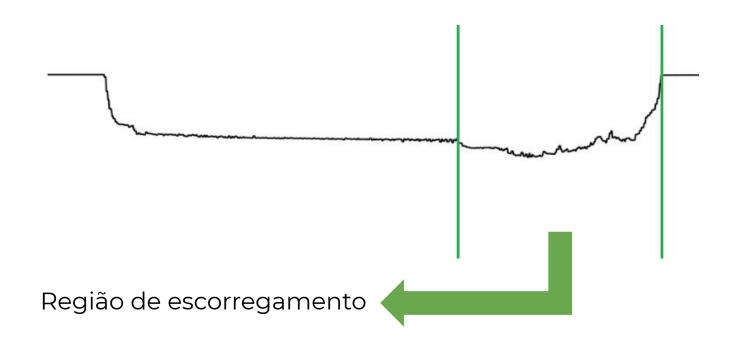
Fluxo básico para classificação de ST



Cada janela é um ponto no espaço

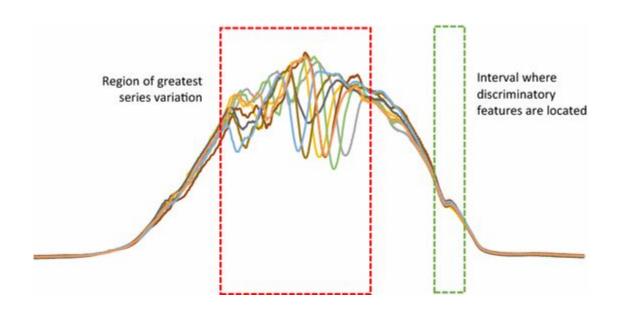


Caso de uso - sinal de sensor FSR

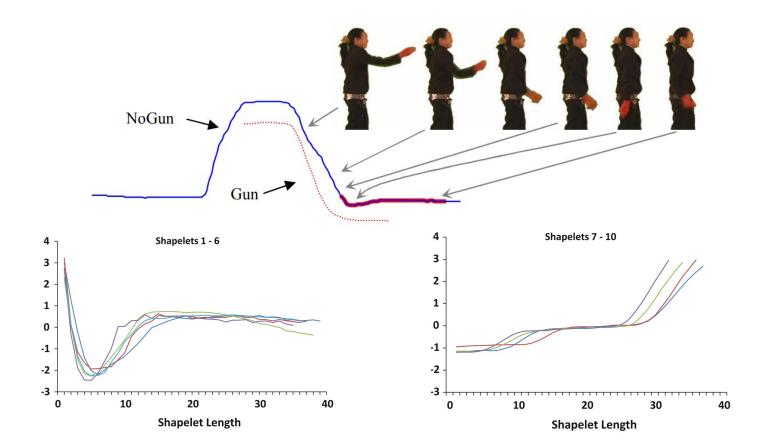


TRANSFORMADA SHAPELET (ST)

Discriminação por formato



Caso de uso - Gun/NoGun



Geração de shapelets

Algorithm 3 ShapeletCachedSelection(\mathbf{T} , min, max, k)

```
1: kShapelets \leftarrow \emptyset
 2: for all T_i in T do
       shapelets \leftarrow \emptyset
       for l \leftarrow min to max do
           W_{i,l} \leftarrow generateCandidates(T_i, l)
 5:
          for all subsequence S in W_{i,l} do
 6:
              D_S \leftarrow findDistances(S, \mathbf{T})
              quality \leftarrow assessCandidate(S, D_S)
 9:
              shapelets.add(S, quality)
10:
        sortByQuality(shapelets)
11:
       removeSelfSimilar(shapelets)
12:
        kShapelets \leftarrow merge(k, kShapelets, shapelets)
13: return kShapelets
```

$\mathbf{T} = \{T_1, T_2, ..., T_n\}$

$$T_i = \langle t_{i1}, t_{i2}, ..., t_{im} \rangle$$

Transformação dos dados

Algorithm 5 ShapeletTransform(Shapelets S, Dataset \mathbf{T})

```
1: output \leftarrow \emptyset

2: for all T_i in T do

3: transformed \leftarrow \emptyset

4: for all shapelets s in S do

5: dist \leftarrow subsequenceDist(s, T_i)

6: transformed.add(dist)

7: output.add(transformed)

8: return output
```

CIRCUITO ACELERADOR

Elementos de hardware

- Lógica de controle para indexação de subsequências por janela
- Somadores, subtratores e potência quadrada para cálculo de distâncias euclidianas
- Comparador para manter apenas menor distância entre cada shapelet e cada T_i.
- Hardware para cálculo de métrica de qualidade
- Ordenador para manter apenas melhores k shapelets

Paralelismos

• No algoritmo original, para uma sub-série T_i , cada shapelet é considerada sequencialmente, resultando em ler todo \mathbf{T} da memória para cada uma das m - l + 1 shapelets de tamanho l em T_i .

Caso as shapelets de uma sub-série T_i sejam consideradas simultaneamente, é possível diminuir a quantidade de acessos a **T** sem aumentar a necessidade de memória

Cálculo da qualidade de cada shapelet de forma paralela

Adaptação aos parâmetros

Para que seja aplicável ao mundo real, o circuito deve permitir flexibilidade nos parâmetros do algoritmo, como l_{min} , l_{max} , m e n.

Mudanças nesses parâmetros são mudanças nas necessidades em processamento e memória.

A parametrização do hardware deverá obedecer a certas restrições. É desejável o desenvolvimento de um software simulador de recursos computacionais para cada conjunto de parâmetros do algoritmo.

Decisões

Quais loops do algoritmo serão implementados?

Qual será a magnitude de paralelismo escolhida?

Qual medida de qualidade será utilizada?

 Adotar otimizações algorítmicas para diminuir custo computacional? Se sim, quais?

REFERÊNCIAS

Ye, L. and Keogh, E., 2009, "Time series shapelets: a new primitive for data mining". In Proceedings of the 15th ACM SIGKDD, pp. 947-956.

Hills, J., et al., 2014, "Classification of time series by shapelet transformation", Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 28, no. 4, pp. 851-881.

K. W. Chang et al., "Efficient pattern based time series classification on gpu". In Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Data Mining, 2012, pp. 131-140.

FIM