#### REDES NEURAIS SEM PESO

Utilizando de redes neurais sem peso para predição de cargas de trabalho em clusters

Stanley C. de Sousa

PESC/COPPE - UFRJ

10 de julho de 2020

#### Roteiro

- Contexto
- 2 Dados
- Modelagem
  - Pré-processamento
  - Codificação
- Modelos e Parâmetros
- Resultados
- Conclusão

#### Contexto

- Clusters e Computação em Nuvem
- Alta Disponibilidade e Escalabilidade
- Auto escalonamento: Reativo x Pró-Ativo
- Predição, Aprendizagem de Máquina, Regressão
- Exemplo

#### **Dados**

Logs de requisições HTTP dispiníveis em:

```
ftp://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/NASA-HTTP.html\\
```

Os logs contém uma requisição por linha conforme exemplo a seguir:

Cada linha contém os seguintes dados, em ordem:

- Hostname (endereço do solicitante)
- Timestamp com resolução de segundo
- Requisição (ação e recurso solicitado)
- Código HTTP de estado da resposta
- Tamanho da resposta em bytes

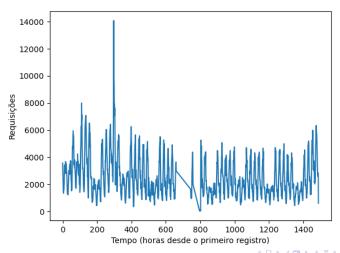
## Pré-processamento: Extração de dados

Dados de 2 meses foram agrupados em janelas 1, 5, 15, 30 e 60 minutos. Estapas do processamento dos arquivos brutos:

- Extração do timestamp de cada linha do log
- Agregação dos tempos de acordo com as diferentes janelas, contando as ocorrências
- Conversão do timestamp para o padrão ISO
- Escrita dos registros agregados em um novo arquivo

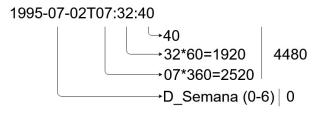
Foi gerado um arquivo para cada janela de tempo.

# Pré-processamento: Visualização da série (janela de 60 minutos)



## Codificação

Comportamento periódico. Caputrar variações intra-dia e intra-semana em um número inteiro para utilização no termômetro:



Data codificada:44800

#### Modelos e Parâmetros

Utilizamos a janela de 30 minutos para explorarmos os parâmetros dos seguintes modelos:

- Regression WiSARD(ReW)
- ClusRegression WiSARD(CReW)
- KNN (K Nearest Neighbors)
- Linear SVM (Support Vector Machine)

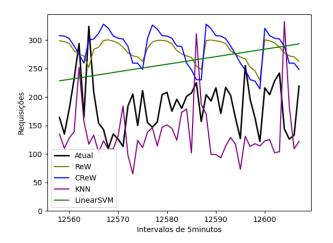
	AddressSize	Mean	RMSE
ReW:	10	SimpleMean	552.525±0.000
INCVV.	20	SimpleMean	$580.119 \pm 0.000$
	10	GeometricMean	553.381±0.061

#### Modelos e Parâmetros

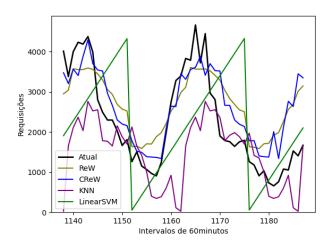
	Neighbors	Weights	Power	RMSE
KNN:	5	Distance	1	570.973±0.000
	5	Uniform	2	522.033±0.000
	10	Uniform	2	748.078±0.000

	Epsilon	Tolerance	RMSE
SVM:	0.5	0.01	746.812±0.000
	2.0	0.0001	$611.198\pm0.000$
	3.0	0.0001	$611.592 \pm 0.000$

## Resultados: Requisições em intervalos de 5 minutos



## Resultados: Requisições em intervalos de 60 minutos



## Resultados: Acurácia da predição (RMSE)

Neste trabalho a CReW apresentou tendência em superestimar o valor de sua predição em períodos de variações bruscas, apresentando inércia apenas para descida da curva. No intervalo de menor frequência a CReW se ajustou bem à curva base.

Janela	ReW(10, SimpleMean)	CReW(10, 5 75)	KNN(5, Uniform, 2)	LinearSVM(2, 000.1)
1min	23.714±0.193	23.375±0.070	24.955±0.000	28.954±0.000
5min	103.219±0.204	$101.735\pm0.059$	107.864±0.000	130.038±0.000
15min	291.730±1.385	289.226±0.799	330.338±0.000	$376.280\pm0.000$
30min	$560.319 \pm 0.000$	548.575±2.920	748.078±0.000	$747.082 \pm 0.000$
60min	1024.333±0.000	980.816±3.777	$1479.846 \pm 0.000$	1491.327±0.000

### Resultados: Tempos

A tabela abaixo apresenta os tempos em segundos (treinamento / predição) de cada modelo.

	ReW CReW			LinearSVM	
		7.263 / 3.788			
5min	0.023 / 0.024	1.499 / 0.810	0.011 / 0.184	0.006 / 0.002	
		0.499 / 0.272			
30min	0.004 / 0.004	0.242 / 0.006	0.003 / 0.033	0.001 / 0.000	
60min	0.002 / 0.002	0.115 / 0.067	0.002 / 0.017	0.001 / 0.000	

#### Conclusão

Para realizarmos uma avaliação mais consistente, incluímos os resultados apresentado por Kirchoff et al. 2019 (Apreliminary study of machine learning workload prediction techniques for cloud applications) onde o mesmo dataset foi utilizado para os seguintes modelos:

- Multi Layer Perceptron(MLP)
- Gated Recurrent Unit(GRU)
- Auto Regressive Integrated Moving Average(ARIMA)

Janela	CReW	KNN	LinSVR	MLP	GRU	ARIMA
1min	23.375	24.955	28.954	16.26	16.51	14.27
5min	101.735	107.864	130.038	54.34	53.04	47.86
15min	289.226	330.338	376.280	136.36	132	135.08
30min	548.575	748.078	747.082	249.55	242.86	237.73
60min	980.816	1479.846	1491.327	544.08	521.66	493.90

#### Conclusão

Neste trabalho foi utilizado uma série não-estacionária, neste contexto, a CReW obteve melhor acurácia em comparação com técnicas simples de regressão. Entretanto, modelos autoregressivos ou que abordarm o problema de dissipação de gradiente apresentaram resultados melhores.

Em trabalhos futuros podemos buscar verificar se a observada dificuldade da CReW em ajustar para baixo a predição, diante de variações alta frequencia, se confirma e quais são os fatores que mais influenciam este corportamento.