# Aplicação de rede neural convolucional em dados de eletroencefalografia

Seidi Yonamine Yamauti





# Objetivos

- Testar modelo estado da arte em classificação de dados de eletroencefalografia (EEG)
- Documentar, produzir e disponibilizar um código útil em python







#### EEGNet: A Compact Convolutional Neural Network for EEG-based Brain-Computer Interfaces

Vernon J. Lawhern<sup>1,\*</sup>, Amelia J. Solon<sup>1,2</sup>, Nicholas R. Waytowich<sup>1,3</sup>, Stephen M. Gordon<sup>1,2</sup>, Chou P. Hung<sup>1,4</sup>, and Brent J. Lance<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Human Research and Engineering Directorate, U.S. Army Research Laboratory, Aberdeen Proving Ground, MD
<sup>2</sup>DCS Corporation, Alexandria, VA
<sup>3</sup>Department of Biomedical Engineering, Columbia University, New York, NY
<sup>4</sup>Department of Neuroscience, Georgetown University, Washington, DC
\*Corresponding Author

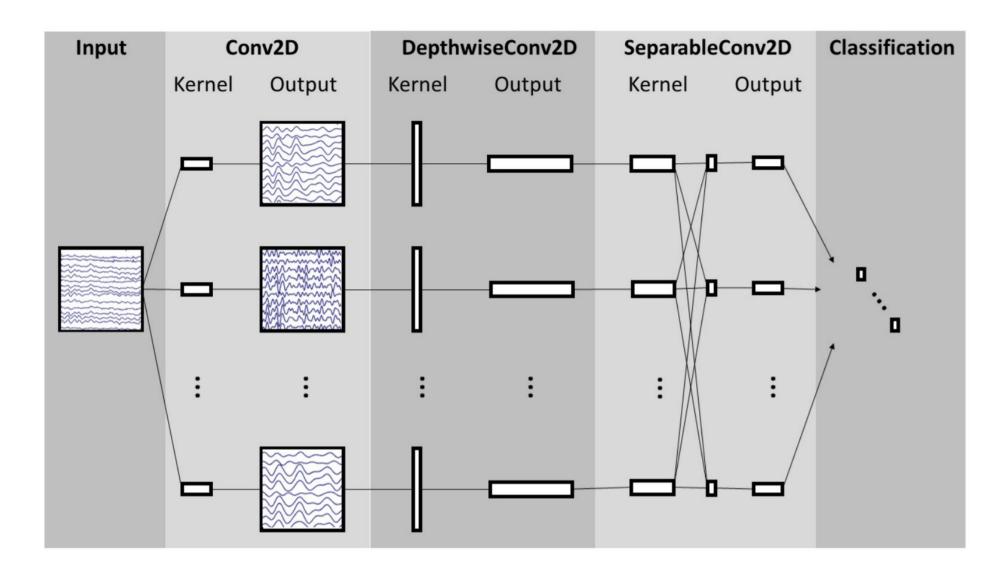
May 17, 2018

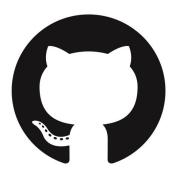


# O artigo

- Desenvolvimento do modelo EEGNet [1]
  - Arquitetura de rede neural convolucional (CNN), compacta
  - O objetivo é generalizar para diversos paradigmas de interface cérebro-máquina (BCI)
  - Testado com resultados significativos (P300, ERN, MRCP e SMR)
  - Método de explicação de características selecionadas









## Shallow Learning (Aprendizado de Máquina Clásico)

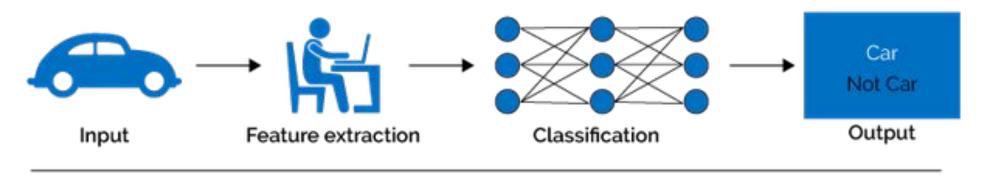
# Deep Learning (Aprendizado Profundo)

- Um modelo para extração de características
- Um modelo para classificação
- Um modelo para extração de características e classificação

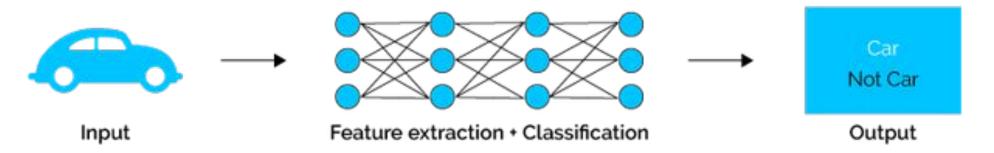
Ver referência [3] para mais detalhes



#### Machine Learning



#### Deep Learning



Ver referência [3] para mais



	Block	Layer	# filters	size	# params	Output	Activation	Options
Extração de características	1	Input				(C, T)		
		Reshape				(1, C, T)		
		Conv2D	$F_1$	(1, 64)	$64 * F_1$	$(F_1, C, T)$	Linear	mode = same
		BatchNorm			$2 * F_1$	$(F_1, C, T)$		
		DepthwiseConv2D	$D * F_1$	(C, 1)	$C*D*F_1$	$(D * F_1, 1, T)$	Linear	mode = valid, depth = D, max norm = 1
		BatchNorm			$2 * D * F_1$	$(D * F_1, 1, T)$		
		Activation				$(D * F_1, 1, T)$	ELU	
		AveragePool2D		(1, 4)		$(D * F_1, 1, T // 4)$		
		Dropout*				$(D * F_1, 1, T // 4)$		p = 0.25  or  p = 0.5
	2	SeparableConv2D	$F_2$	(1, 16)	$16 * D * F_1 + F_2 * (D * F_1)$	$(F_2, 1, T // 4)$	Linear	mode = same
		BatchNorm			$2 * F_2$	$(F_2, 1, T // 4)$		
EX		Activation				$(F_2, 1, T // 4)$	ELU	
		AveragePool2D		(1, 8)		$(F_2, 1, T // 32)$		
		Dropout*				$(F_2, 1, T // 32)$		p = 0.25  or  p = 0.5
		Flatten				$(F_2 * (T // 32))$		
0	Classifier	Dense	$N * (F_2 * T // 32)$			N	Softmax	$\max \text{ norm} = 0.25$
Classificação								



# Pacotes python









pyRiemann





#### Dados escolhidos

#### EEGBCI motor imagery

- Dados obtidos do banco de dados PhysioNet
- Já em formato EDF (MNE)
- Composto por sinais EEG de imagética motora, contendo 64 eletrodos/canais, 109 sujeitos, 14 sessões
- Dados cabíveis a paraplegia
  - melhorar classificação de imagética motora
  - exploração/entendimento de características





# Resultados esperados (até 02/10)

- Pipeline de processamento dos dados escolhidos usando a EEGNet
- Comparação com resultados de outros estudos
- Código, apresentação e abstract disponibilizados



### Referências

- Lawhern, Vernon J., et al. "EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain—computer interfaces." Journal of neural engineering 15.5 (2018): 056013.
- 2. <a href="https://github.com/vlawhern/arl-eegmodels">https://github.com/vlawhern/arl-eegmodels</a>
- 3. LeCun, Yann, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. "Deep learning." nature 521.7553 (2015): 436-444.

Email: <a href="mailto:seidi.yamauti@edu.isd.org.br">seidi.yamauti@edu.isd.org.br</a>

Github: <a href="https://github.com/seidikun">https://github.com/seidikun</a>















