Equação do Transporte com Velocidade Variável - Guilherme O.

Equação do Transporte com Velocidade Variável:

$$u_x + c(x)u_t = 0$$
  $(x,t) \in (-9,9) \times (0,1),$   
 $u(x,0) = f(x)$   $x \in (-9,9),$ 

onde 
$$u = u(x, t)$$
,  $c(x) = 1/5 + \sin^2(x - 1)$  e  $f(x) = e^{-100(x - 1)^2}$ .

Fisicamente, essa equação modela a dinâmica de uma onda, cujo perfil inicial é dado por f(x) e que se propaga com velocidade c(x) que varia conforme a posição no espaço.

Equação do Transporte com Velocidade Variável

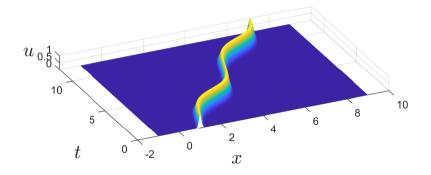


Figura: Solução analítica da Equação do Transporte com Velocidade Variável.

#### Equação do Transporte com Velocidade Variável

$$u_x + c(x)u_t = 0,$$
  $(x,t) \in (-9,9) \times (0,1),$   
 $u(x,0) = f(x),$   $x \in (-9,9),$   
 $u(\pm 9,t) = 0,$   $t \in (0,2P),$ 

Prob. 1:  $\min |u_t + c(x)u_x|, \quad (x,t) \in (-9,9) \times (0,1),$ 

Prob. 2:  $\min |u(x,0) - f(x)|, x \in (-9,9),$ 

Prob. 3:  $\min |u(\pm 9, t)|, t \in (0, 2P),$ 

$$\min_{W,b} EQM$$

$$EQM = EQM_{\mathcal{D}} + EQM_0 + EQM_B$$

$$EQM_{\mathcal{D}} = \frac{1}{N_{\mathcal{D}}} \sum_{i=1}^{N_{\mathcal{D}}} |\hat{u}t(x_{\mathcal{D}}^{i}, t_{\mathcal{D}}^{i}) + c(x_{\mathcal{D}}^{i})\hat{u}x(x_{\mathcal{D}}^{i}, t_{\mathcal{D}}^{i})|^{2}$$

$$EQM_0 = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} |\hat{u}(x_0^i, 0) - F(x_0^i)|^2$$

$$EQM_b = \frac{1}{N_b} \sum_{i=1}^{N_b} |\hat{u}(\pm \bar{x}, t_b^i)|^2$$

Equação do Transporte com Velocidade Variável

## Arquitetura e Parâmetros da Rede Neural:

Parâmetro	Valor
Domínio espacial $(x)$	[-9, 9]
Domínio temporal $(t)$	[0, 2P]
Pontos de colocação no domínio $(N_D)$	16000
Pontos de colocação na fronteira $(N_b)$	400
Pontos de colocação no valor inicial $(N_0)$	1 000
Função de Ativação	tanh
Neurônios por camada	40
Camadas intermediárias	10
Iterações do otimizador	10 000

Domínio de Previsão:  $(-9,9) \times (0,2P)$ Erro Relativo:  $5.6 \times 10^{-3}$ 

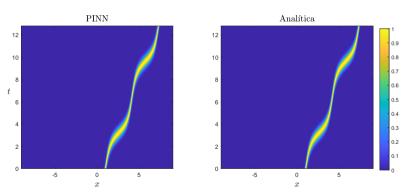


Figura: Solução numérica e solução analítica.

Domínio de Previsão:  $(-12, 12) \times (0, 3P)$ Erro Relativo: 1.23

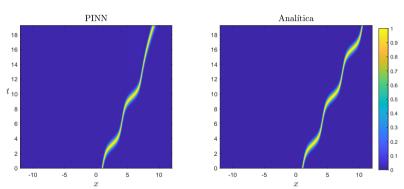


Figura: Solução numérica e solução analítica

# Exemplos Equação de Burgers Viscosa - Larry

#### Equação de Burgers Viscosa

A Equação Diferencial Parcial que trataremos consiste em determinar u=u(x,t) solução de:

$$u_t + u u_x - \nu u_{xx} = 0,$$
  $(x, t) \in (-1, 1) \times (0, 1)$   
 $u(x, 0) = u_0(x),$   $x \in (-1, 1),$   
 $u(-1, t) = u(1, t) = 0,$   $t \in (0, 1),$ 

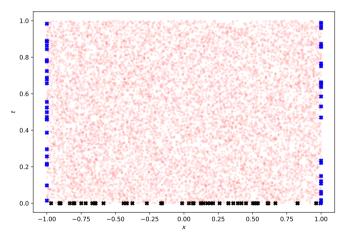
onde  $\nu$  é a viscosidade.

No nosso estudo, consideramos 
$$\nu = \frac{0.01}{\pi}$$
 e  $u_0(x) = -\sin(\pi x)$ .

Essa EDP foi inicialmente proposta como um modelo matemático para turbulências.

#### Equação de Burgers Viscosa

 $N_{\mathcal{D}}$  (Vermelho),  $N_0$  (X Preto) e  $N_b$  (X Azul).



#### Equação de Burgers Viscosa

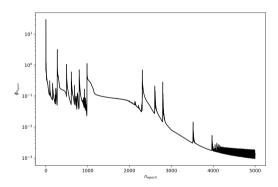


Figura: Oscilação do EMQ.

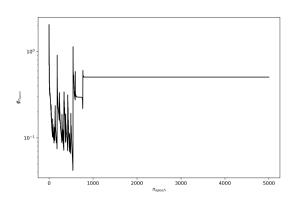


Figura: Não convergência do EMQ.

Figura: Efeitos da Taxa de Aprendizado.

#### Equação de Burgers Viscosa

## Utilizando a técnica de PINNs com os seguintes parâmetros:

Parâmetro	Valor
Domínio espacial $(x)$	[-1, 1]
Domínio temporal $(t)$	[0, 1]
Pontos de colocação no domínio $(N_D)$	10 000
Pontos de colocação na fronteira $(N_b)$	100
Pontos de colocação no valor inicial $(N_0)$	100
Função de Ativação	tanh
Neurônios por camada	40
Camadas intermediárias	9
Iterações do otimizador	50 000

## Arquivo.gif

# Exemplos KdV e mKdv - Guilherme F. e Larry

As equações de Korteweg-de-Vries (KdV) e Korteweg-de-Vries modificada (mKdV) modelam a evolução de uma onda não-linear unidimensional dispersiva e não-dissipativa ao longo do tempo. Essas equações podem ser escritas como:

$$u_t + u^p u_x + u_{xxx} = 0, \quad x \in \mathbb{R}, t \in [0, \infty), \tag{1a}$$

$$u(x,0) = u_0(x,a), \qquad x \in \mathbb{R},$$
 (1b)

A única diferença entre as duas equações é a potência p da função u, sendo a KdV a equação com p=1 e mKdV a equação com p=2.

As soluções exatas das equações são:

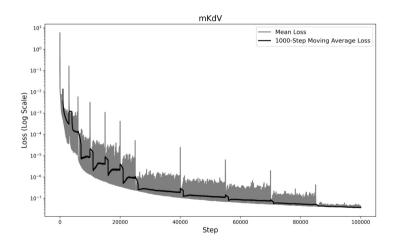
$$u(x,t) = \begin{cases} a \operatorname{sech}^{2}(k(x-ct)), & k = \sqrt{a/12}, c = a/3, \text{ se } p = 1, \\ a \operatorname{sech}(k(x-ct)), & k = a/\sqrt{6}, c = a^{2}/6, \text{ se } p = 2. \end{cases}$$
 (2)

KdV e mKdV

Resolvemos a equação de Korteweg-de-Vries modificada com amplitude de onda variando de 1 a 2, nos seguintes parâmetros.

Parâmetro	Valor
Domínio espacial $(x)$	[-10, 10]
Domínio temporal $(t)$	[0, 15]
Pontos de colocação no domínio $(N_{\mathcal{D}})$	10 000
Pontos de colocação na fronteira $(N_b)$	4000
Pontos de colocação no valor inicial $(N_0)$	4 000
Função de Ativação	tanh
Neurônios por camada	60
Camadas intermediárias	5
Iterações do otimizador	100 000

# Exemplos KdV e mKdV



# Exemplos KdV e mKdV

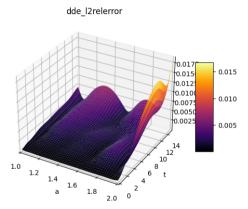


Figura: Erro Relativo L2 ao longo do tempo com amplitude variável.

# Exemplos Benjamin-Bona-Mahony (BBM) - Samuel

A Equação de Benjamin-Bona-Mahony (BBM) estudada é dada por:

$$u_{t} + u_{x} + uu_{x} - u_{xxt} = 0, (x, t) \in (-10, 20) \times (0, 4),$$

$$u(x, 0) = u_{0}(x), x \in (-10, 20),$$

$$u(-10, t) = g_{1}(t), t \in (0, 4),$$

$$u(20, t) = g_{2}(t), t \in (0, 4),$$

$$ightharpoonup u = u(x,t);$$

- $u_0$  é a condição inicial em t=0:
- $ightharpoonup g_1, g_2$  são **condições de contorno** que nos dizem como u atua na fronteira de x

A Equação de Benjamin-Bona-Mahony (BBM) estudada é dada por:

$$u_{t} + u_{x} + uu_{x} - u_{xxt} = 0, (x, t) \in (-10, 20) \times (0, 4),$$

$$u(x, 0) = u_{0}(x), x \in (-10, 20),$$

$$u(-10, t) = g_{1}(t), t \in (0, 4),$$

$$u(20, t) = g_{2}(t), t \in (0, 4),$$

$$ightharpoonup u = u(x,t);$$

- $ightharpoonup u_0$  é a condição inicial em t=0;
- $> g_1, g_2$  são **condições de contorno** que nos dizem como u atua na fronteira de x.

A Equação de Benjamin-Bona-Mahony (BBM) estudada é dada por:

$$u_t + u_x + uu_x - u_{xxt} = 0, (x,t) \in (-10,20) \times (0,4),$$
  

$$u(x,0) = u_0(x), x \in (-10,20),$$
  

$$u(-10,t) = g_1(t), t \in (0,4),$$
  

$$u(20,t) = g_2(t), t \in (0,4),$$

- ightharpoonup u = u(x,t);
- $ightharpoonup u_0$  é a condição inicial em t=0;
- $ightharpoonup g_1, g_2$  são condições de contorno que nos dizem como u atua na fronteira de x.

A BBM é utilizada como uma alternativa ao modelo de KdV (apresentado anteriormente) e possui solução viajante da forma:

$$u(x,t) = A \operatorname{sech}^{2}(k(x-ct)),$$

- ightharpoonup A > 0 é dado e chamado de **amplitude**;
- $\blacktriangleright k = \sqrt{\frac{A}{12+4A}}$ , chamado de **frequência**
- $ightharpoonup c = 1 + \frac{A}{3}$ , chamado de **velocidade**.

A BBM é utilizada como uma alternativa ao modelo de KdV (apresentado anteriormente) e possui solução viajante da forma:

$$u(x,t) = A \operatorname{sech}^{2}(k(x-ct)),$$

- ightharpoonup A > 0 é dado e chamado de **amplitude**;
- $k = \sqrt{\frac{A}{12+4A}}$ , chamado de **frequência**;
- $ightharpoonup c = 1 + \frac{A}{2}$ , chamado de **velocidade**.

A BBM é utilizada como uma alternativa ao modelo de KdV (apresentado anteriormente) e possui solução viajante da forma:

$$u(x,t) = A \operatorname{sech}^{2}(k(x-ct)),$$

- ightharpoonup A > 0 é dado e chamado de **amplitude**;
- $k = \sqrt{\frac{A}{12+4A}}$ , chamado de **frequência**;
- $ightharpoonup c = 1 + \frac{A}{2}$ , chamado de **velocidade**.

Substituindo na própria equação da BBM anterior, obtemos o nosso problema

$$u_{t} + u_{x} + uu_{x} - u_{xxt} = 0, (x, t) \in (-10, 20) \times (0, 4),$$

$$u(x, 0) = A \operatorname{sech}^{2}(kx), x \in (-10, 20),$$

$$u(-10, t) = A \operatorname{sech}^{2}(k(-10 - ct)), t \in (0, 4),$$

$$u(20, t) = A \operatorname{sech}^{2}(k(20 - ct)), t \in (0, 4),$$

onde 
$$A > 0$$
,  $k = \sqrt{\frac{A}{12 + 4A}}$  e  $c = 1 + \frac{A}{3}$ .

Benjamin-Bona-Mahony (BBM)

Utilizando a técnica de PINNs com os seguintes parâmetros:

Parâmetro	Valor
Amplitude inicial $(A)$	5
Domínio espacial $(x)$	[-10, 20]
Domínio temporal $(t)$	[0, 4]
Pontos de colocação no domínio $(N_f)$	15000
Pontos de colocação na fronteira $(N_b)$	100
Pontos de colocação no valor inicial $(N_0)$	100
Neurônios por camada	50
Camadas intermediárias	3
Iterações do otimizador	15 000
Função de ativação	tanh

PINNvsEXATO.gif para ADAM.

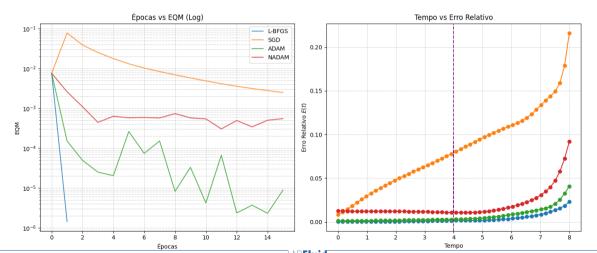
Benjamin-Bona-Mahony (BBM)

Utilizamos o otimizador conhecido como ADAM (Adaptive Moment Estimation), que não é o único disponível pelo DeepXDE.

Assim, decidimos testar os seguintes otimizadores:

- ► **ADAM** (Adaptive Moment Estimation)
- ► NADAM (ADAM com Nesterov Momentum)
- ► SGD (Stochastic Gradient Descent)
- ▶ **L-BFGS** (Limited memory *Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno*)

#### Benjamin-Bona-Mahony (BBM)



Benjamin-Bona-Mahony (BBM)

- ▶ Pouca dificuldade para chegar em aproximações satisfatórias em relação às outras equações;
- Diferente de outras equações, o L-BFGS foi o otimizador campeão
- Dentro do domínio temporal escolhido, a PINN tem erro satisfatório
- Possibilidade de existir uma conexão entre otimizadores de PINNs e a EDP escolhida

Benjamin-Bona-Mahony (BBM)

- ▶ Pouca dificuldade para chegar em aproximações satisfatórias em relação às outras equações;
- ▶ Diferente de outras equações, o **L-BFGS** foi o otimizador campeão;
- Dentro do domínio temporal escolhido, a PINN tem erro satisfatório
- Possibilidade de existir uma conexão entre otimizadores de PINNs e a EDP escolhida

Benjamin-Bona-Mahony (BBM)

- ▶ Pouca dificuldade para chegar em aproximações satisfatórias em relação às outras equações;
- ▶ Diferente de outras equações, o **L-BFGS** foi o otimizador campeão;
- ▶ Dentro do domínio temporal escolhido, a PINN tem erro satisfatório;
- Possibilidade de existir uma conexão entre otimizadores de PINNs e a EDP escolhida

Benjamin-Bona-Mahony (BBM)

- Pouca dificuldade para chegar em aproximações satisfatórias em relação às outras equações;
- ▶ Diferente de outras equações, o **L-BFGS** foi o otimizador campeão;
- ▶ Dentro do domínio temporal escolhido, a PINN tem erro satisfatório;
- ▶ Possibilidade de existir uma conexão entre otimizadores de PINNs e a EDP escolhida.

# Exemplos Sine-Gordon - Lucas

## Equação de Sine-Gordon: A equação de Sine-Gordon é expressa por:

$$u_{tt} - u_{xx} + sen(u) = 0$$
  $(x, t) \in (-10, 10) \times (0, 15),$   
 $u(x, 0) = f(x)$   $x \in (-10, 10),$ 

Onde 
$$f(x) = 4\arctan\left(\exp\left(\frac{x}{\sqrt{1-a^2}}\right)\right)$$
, e a representa a velocidade de propagação da onda ao longo do eixo  $x$ .

#### Estruturação

Diferente dos outros trabalhos, foram utilizados **algoritmos evolucionários** na minha rede. Tais algoritmos otimizaram:

- ► A função de ativação;
- A arquitetura da rede:
- O balaço entre a importância das condições da borda e do domínio.

#### Estruturação

Diferente dos outros trabalhos, foram utilizados **algoritmos evolucionários** na minha rede. Tais algoritmos otimizaram:

- ► A função de ativação;
- ► A arquitetura da rede;
- O balaço entre a importância das condições da borda e do domínio.

#### Estruturação

Diferente dos outros trabalhos, foram utilizados **algoritmos evolucionários** na minha rede. Tais algoritmos otimizaram:

- ► A função de ativação;
- ► A arquitetura da rede;
- O balaço entre a importância das condições da borda e do domínio.

#### Parâmetros e Resultados

Parâmetro	Valor
Amplitude inicial $(a)$	0.9
Domínio espacial $(x)$	[-10, 10]
Domínio temporal $(t)$	[0, 15]
Pontos de colocação no domínio $(N_f)$	5000
Pontos de colocação na fronteira $(N_b)$	10 000
Pontos de colocação no valor inicial $(N_0)$	10 000
Iterações do otimizador	100
Neurônios por camada (escolha da rede)	33
Camadas intermediárias(escolha da rede)	3
Função de Ativação(escolha da rede)	tanh
População por geração	20
Número de gerações	5

Melhor Função de Perda: 4.8e-08.