Modelo de Linguagem para Português com ULMFit

Monique Monteiro – moniquebm@tcu.gov.br

Agenda

- Visão geral dos elementos da solução
 - AWD-LSTM
 - ULMFit
- Experimentos
- Super-convergência & 1cycle
- Próximos passos
- Contribuições recentes
- Referências

AWD-LSTM

- Referência:
 - Stephen Merity, Nitish Shirish Keskar and Richard Socher. Regularizing and Optimizing LSTM Language Models. 2017.
- Estratégias para regularizar/otimizar LSTM
- DropConnect, Embedding dropout
- SGD
- Regularização L2 temporal e nas ativações
- Modelo LSTM 3 camadas
 - 1150 unidades na camada oculta
 - *Embeddings size* = 400

AWD-LSTM

$$i_{t} = \sigma(W^{i}x_{t} + U^{i}h_{t-1})$$

$$f_{t} = \sigma(W^{f}x_{t} + U^{f}h_{t-1})$$

$$o_{t} = \sigma(W^{o}x_{t} + U^{o}h_{t-1})$$

$$\sim c_{t} = tanh(W^{c}x_{t} + U^{c}h_{t-1})$$

$$c_{t} = i * \sim c_{t} + f_{t} * \sim c_{t-1}$$

$$h_{t} = o_{t} * tanh(c_{t})$$
Dropout

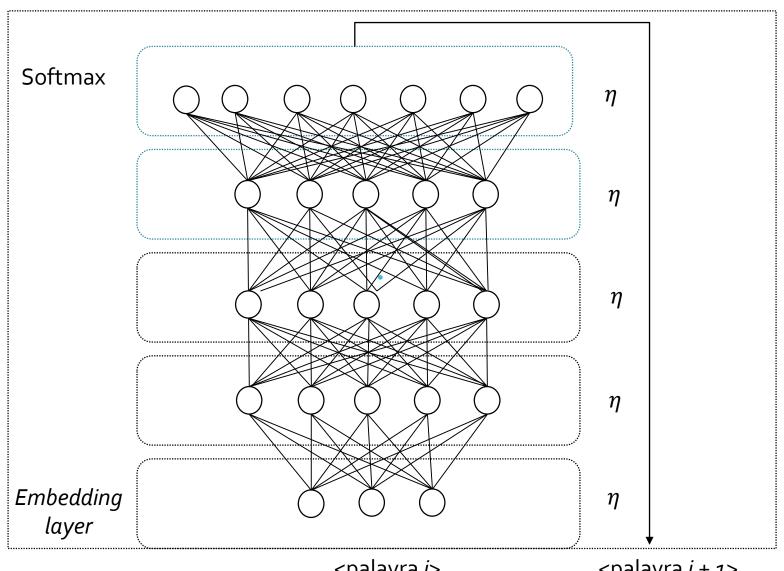
ULMFit (original)

- Referência:
 - Jeremy Howard and Sebastian Ruder. Fine-tuned Language Models for Text Classification. 2018
- Mesma arquitetura de 3 camadas do AWD-LSTM
- 1ª. Etapa:
 - Semelhante a AWD-LSTM
- 2ª. Etapa:
 - Discriminative fining-tuning
 - Slanted triangular learning rate

ULMFit (original)

- 3ª. Etapa:
 - Discriminative fining-tuning
 - Slanted triangular learning rate
 - Gradual unfreezing
 - Ensemble bidirecional dos language models
 - 2 novos blocos:
 - Batch normalization
 - Dropout
 - ReLU (camadas intermediárias)
 - Softmax (última camada)
 - Concat pooling

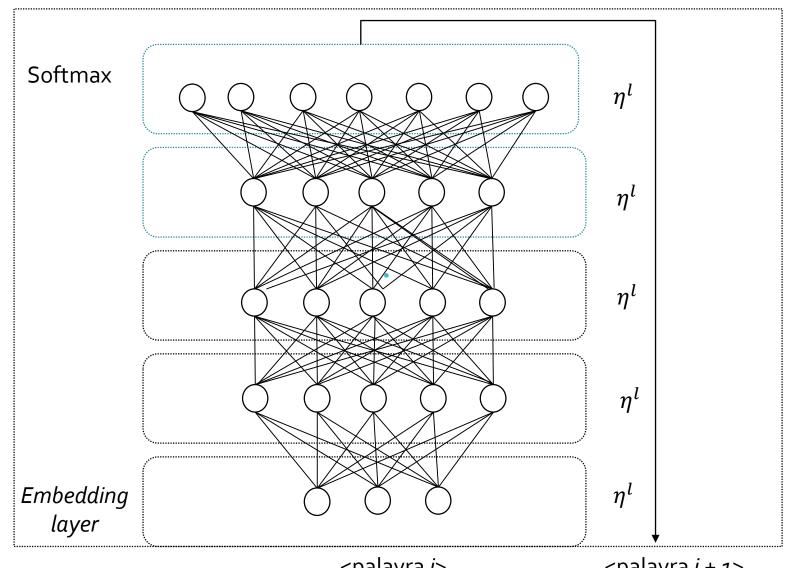
ULMFit (original) -1^a . etapa



<palavra i>

<palavra *i* + 1>

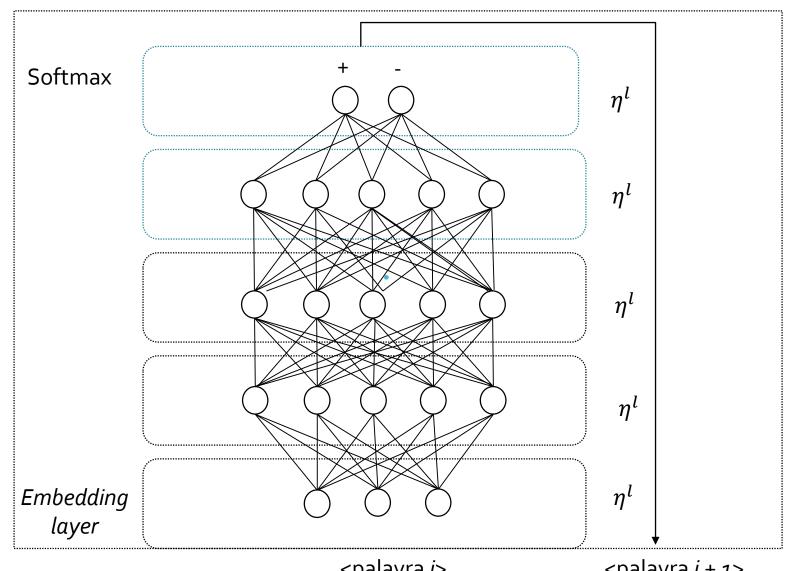
ULMFit (original) -2^a . etapa



<palavra i>

<palavra *i* + 1>

ULMFit (original) – classificador



<palavra i>

<palavra *i* + 1>

Experimentos

• 1°. Treinamento:

- Número de *epochs*: 1
- Tamanho do vocabulário: 60000 tokens
- Frequência mínima de tokens: 5
- Taxa de aprendizado: 0,0005
- Batch size: 32
- *Dropouts*: ([0.25, 0.1, 0.2, 0.02, 0.15])*0.7
- Weitgh decay: 1e-7
- Bptt: 70
- Otimizador: Adam, betas=(o.8, o.99)
- Erro de validação: 4.408578
- Perplexidade: 82.15
- · Acurácia: 0.26
- Resultado do *learning rate finder*: melhor taxa aprox. 0,0005

Experimentos

- 2°. Treinamento:
 - *Dropouts*: ([0.25, 0.1, 0.2, 0.02, 0.15])*0.05
 - Erro de validação: 4.73682
 - Perplexidade: 114.07
 - · Acurácia: 0.26
 - Resultado do *learning rate finder*: melhor taxa de aprox. 0.001

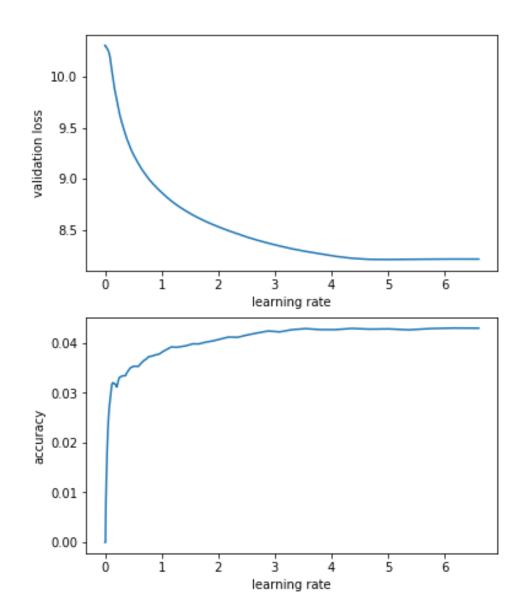
Experimentos

- 3°. Treinamento:
 - Apenas para encontrar a melhor taxa de aprendizagem
 - Redução do vocabulário para 30000 tokens
 - Batch size: 52
 - Resultado do *learning rate finder*: melhor taxa de aprox. 0.001
 - Erro de validação: 3.933865
 - Perplexidade: 51.10
 - · Acurácia: 0.28

Superconvergência

- Taxa de aprendizado muito pequena → overfitting
- Taxa de aprendizado alta → regularização
- Cyclical learning rate:
 - · Valor mínimo e valor máximo
 - Ciclo: crescimento + decrescimento, linear
 - LR range test → define o valor máximo
- Super-convergence:
 - Altas taxas de aprendizado
 - Regularização
 - Treinamento mais rápido

Superconvergência



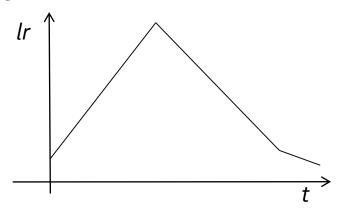
1cycle

• Referência:

• Leslie N. Smith. A disciplined approach to neural network hyper-parameters: Part 1 - learning rate, batch size, momentum, and weight decay. 2018

• 1cycle:

- Ciclo < número total de iterações/epochs
- Iterações restantes: decrescimento
- Acurácia estabiliza antes do fim do treinamento
- Combinação de outras técnicas conhecidas



Experimentos (cont.)

- 4°. Treinamento: 1cycle
 - · Apenas para encontrar a melhor taxa de aprendizagem
 - Número de *epochs*: 2
 - Otimizador: SGD com momentum = 0.9
 - Erro de validação: 3.618101
 - Perplexidade: 37.27
 - · Acurácia: 0.30
 - · Melhor taxa de aprendizado encontrada: aprox. 5.0

Experimentos (cont.)

- Treinamento final:
 - Número de *epochs*: 10
 - Batch size: 52
 - Weight-decay: 1e-7
 - Bptt: 70
 - *Dropouts*: ([0.25, 0.1, 0.2, 0.02, 0.15])*0.05
 - SGD com momentum=0.9
 - Taxa de aprendizado: 5.0
 - Erro de validação: 3.465898
 - Perplexidade: 32
 - · Acurácia: 0.32

Experimentos (cont.)

- Experimento adicional:
 - · Aumento da taxa de *dropout* para 0.1
 - Uso de *gradient clipping* = 0.25
 - Erro de validação: 3.611512

Dicas do fórum do fast.ai ("Language Model Zoo")

- · Limitar o corpus a 100 milhões de tokens
- Redução do tamanho do vocabulário de 60000 para 30000 tokens
 - Tempo médio de treinamento para cada epoch caiu de 3 para 2 horas.
 - · Menor consumo de memória
- 1cycle / super-convergence
 - use_clr_beta (fastai)
 - Momentum cíclico

Próximos passos

- Treinamento do *language model* específico:
 - Documentos públicos de controle externo do TCU
- Estudo de caso com classificador de assuntos
- Otimizações no language model:
 - Continuous cache pointer
 - Quasi-recurrent neural networks (QRNN)

Para manter no radar...

- Trieu H. Trinh, Quoc V. Le . <u>A Simple Method</u> for Commonsense Reasoning. (Submitted on 7 Jun 2018)
- Alec Radford, Karthik Narasimhan, Tim Salimans, Ilya Sutskever. <u>Improving Language</u> <u>Understanding with Unsupervised Learning</u>
- The Natural Language Decathlon

Outras referências

- Language Model for Telugu (Indian) Language
- <u>"1cycle" Sgugger's posts</u> (incluindo hiperparâmetros)
- Scripts no Github

Modelo de Linguagem para Português com ULMFit

Monique Monteiro – moniquebm@tcu.gov.br