The background is a light cream color with various blue geometric shapes scattered around. These include solid circles of different sizes, some with concentric circles, and some with a dotted pattern. There are also thin blue outlines of circles and arcs.

FixMatch no CIFAR-10: implementação, experimentos e análise

Anderson Falcão

Leonardo Alexandre

Ramyro Corrêa

Introdução

- FixMatch reduz a necessidade de rótulos no CIFAR-10.
- Com poucos rótulos por classe, é possível alcançar boas acurácias alinhando pseudo-rótulos confiáveis com fortes aumentações.
- Pontos-chave: algoritmo semi-supervisionado (supervisionado + consistência), pseudo-rótulos só entram quando a confiança $\geq \tau$.
- Avaliamos 1, 4, 25, 70 e 400 rótulos/classe.

FixMatch

- x (não rotulado) \rightarrow weak aug $\rightarrow p(y|x^{\text{weak}})$
- Se $\max p \geq \tau \Rightarrow$ pseudo-rótulo $\hat{y} = \operatorname{argmax} p$
- Mesma x com strong aug \rightarrow treinar para prever \hat{y}
- Em paralelo: treino supervisionado nas amostras rotuladas
- Intuição: A versão fraca fornece um rótulo confiável; a versão forte força robustez.

Loss Híbrida

$$\text{Loss} = \text{Loss_supervisionada} + \lambda_u \cdot 1[\text{confiança} \geq \tau] \cdot \text{Loss_não-supervisionada}$$

- Supervisionada: CE(rótulo real, predição)
- Não-supervisionada: CE(pseudo-rótulo, predição em strong aug)
- Hiperparâmetros-chave: τ (threshold), λ_u (peso), μ (ratio unlabeled:labeled por batch)

Ideia: unir um “sinal limpo” (rótulos verdadeiros) com um “sinal barato” (pseudo-rótulos confiáveis) para empurrar o modelo a ser consistente mesmo sob aumentações fortes, de modo que rótulos reais ancoram o modelo; pseudo-rótulos espalham esse aprendizado para o mar de dados não rotulados, desde que sejam confiáveis.

Implementação

- Modelo base: ResNet-18
- Dados: CIFAR-10 (divisão em rotulados vs. não rotulados)
- Augmentações: flip/crop padrão para weak e RandAugment para strong.
- Treino: SGD+Momentum; $\mu \approx 7$
- Logging: acurácia, losses, acceptance rate de pseudo-rótulos

Experimentos

- Cenários: 1, 4, 25, 70 e 400 rótulos por classe (total: 10, 40, 250, 700, 4.000 dados rotulados no total), em um universo de 10.000 dados.
- Amostragem: estratificada por classe (mesma quantidade por classe)
- Configuração: $\mu \approx 7$, $\tau = 0,95$, $\lambda_u = 1$
- Métricas: acurácia de teste (%), loss de teste e acceptance rate (fração de pseudo-rótulos aceitos).

Resultados

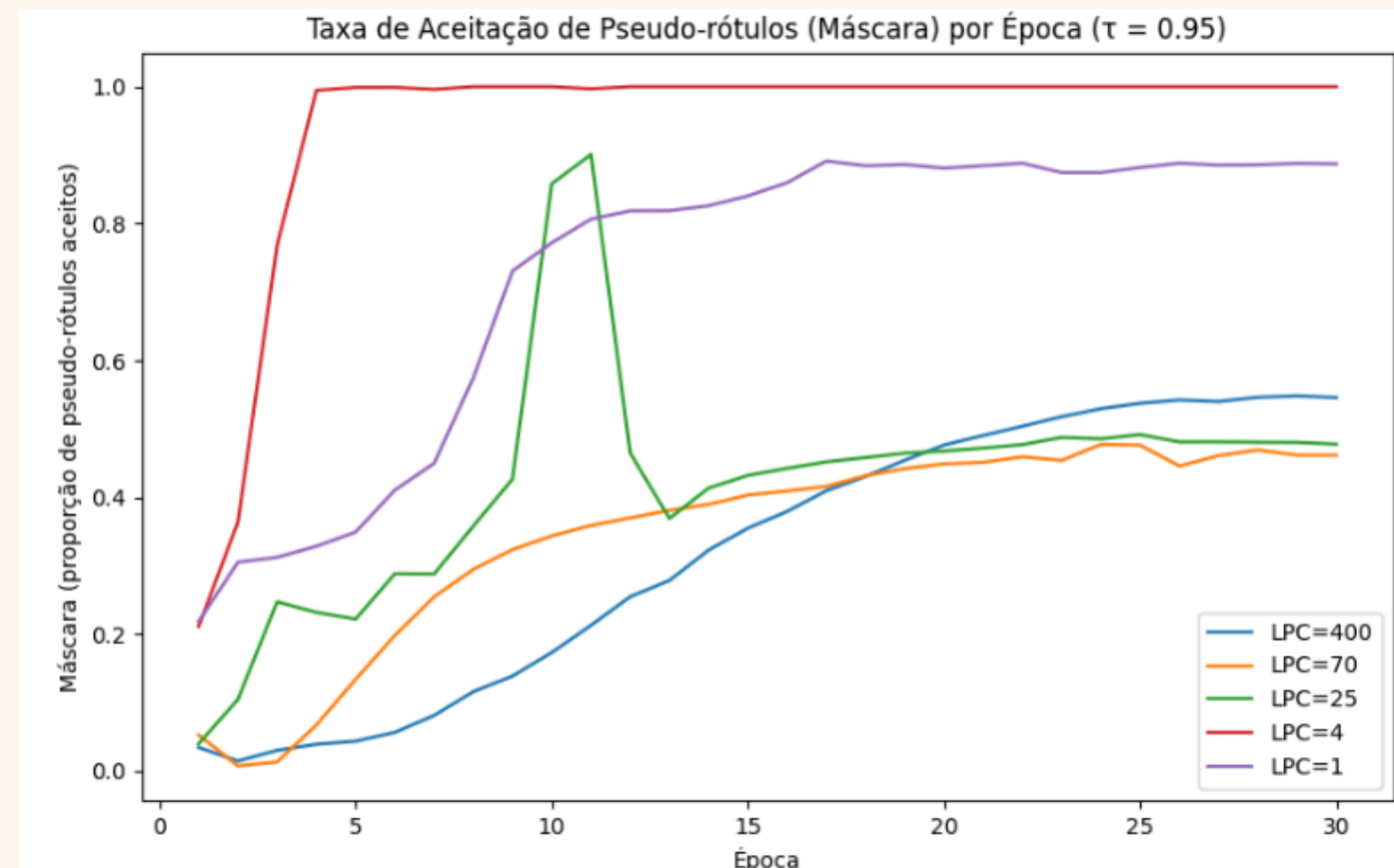
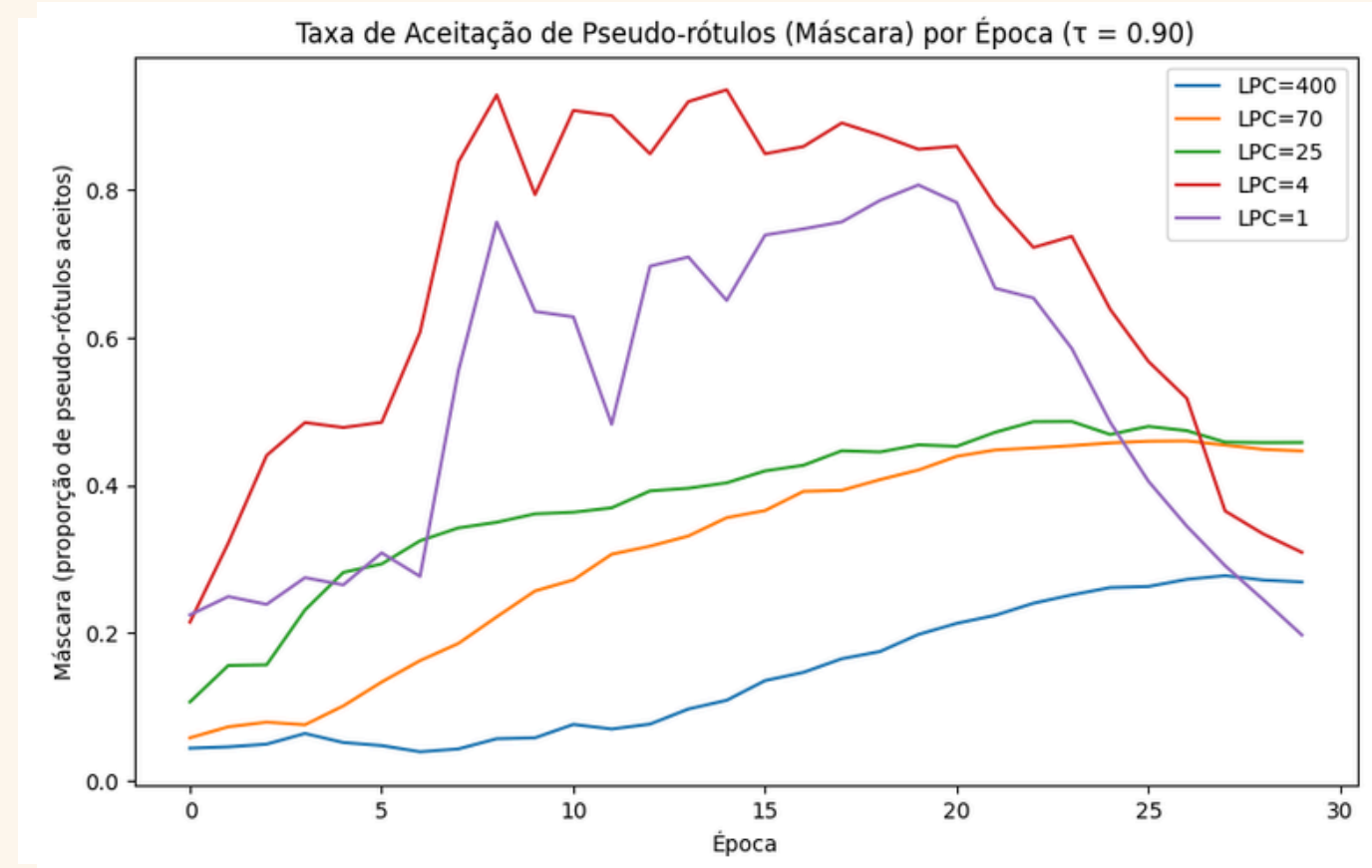
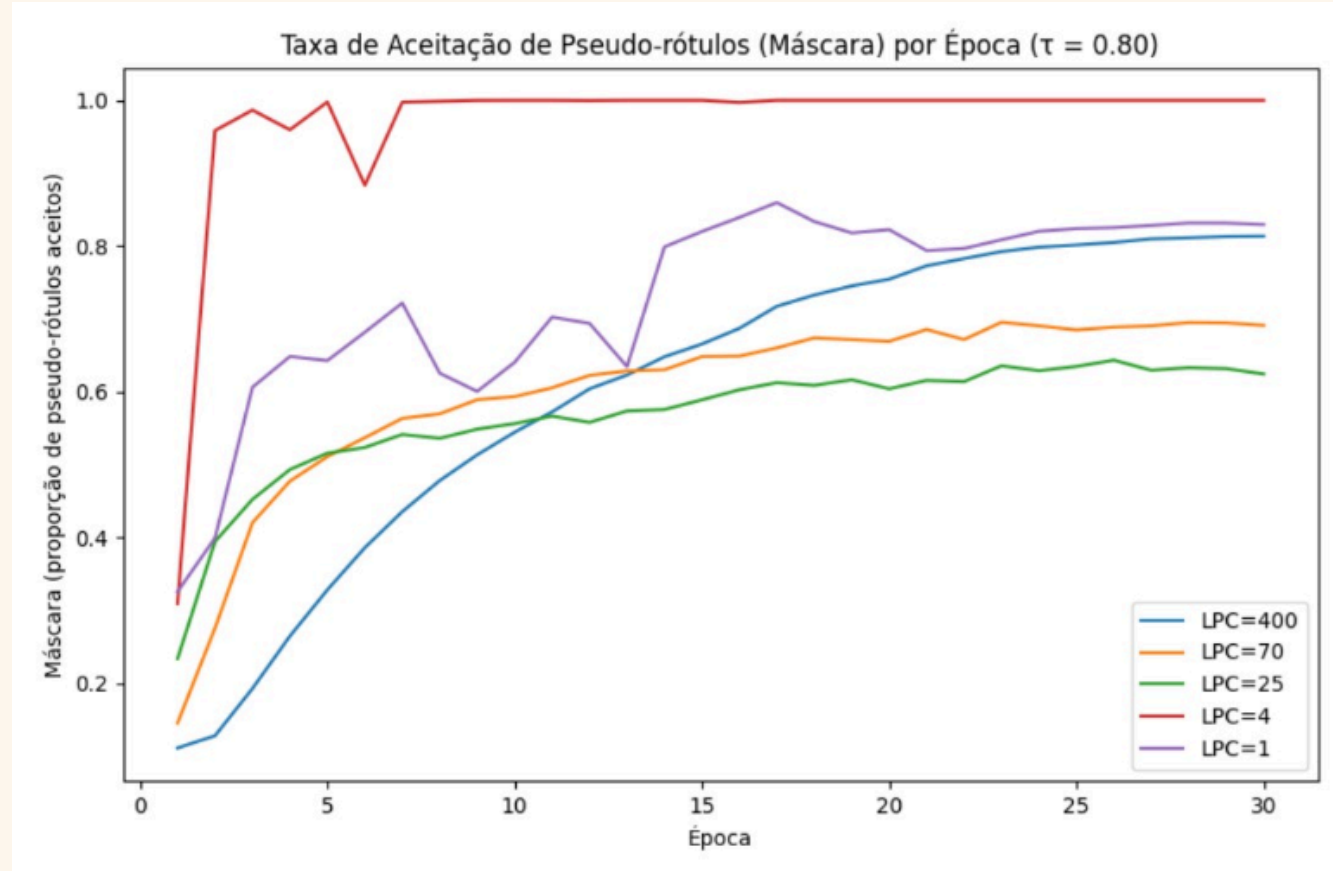
[Esperado] Com menos rótulos a curva é mais ruidosa e lenta, enquanto o acceptance rate tende a subir ao longo das épocas conforme o modelo melhora.

[Esperado] A qualidade/aceite por classe deve se tornar menos concentrada ao longo do treino, reduzindo colapso e equilibrando a cobertura entre classes.

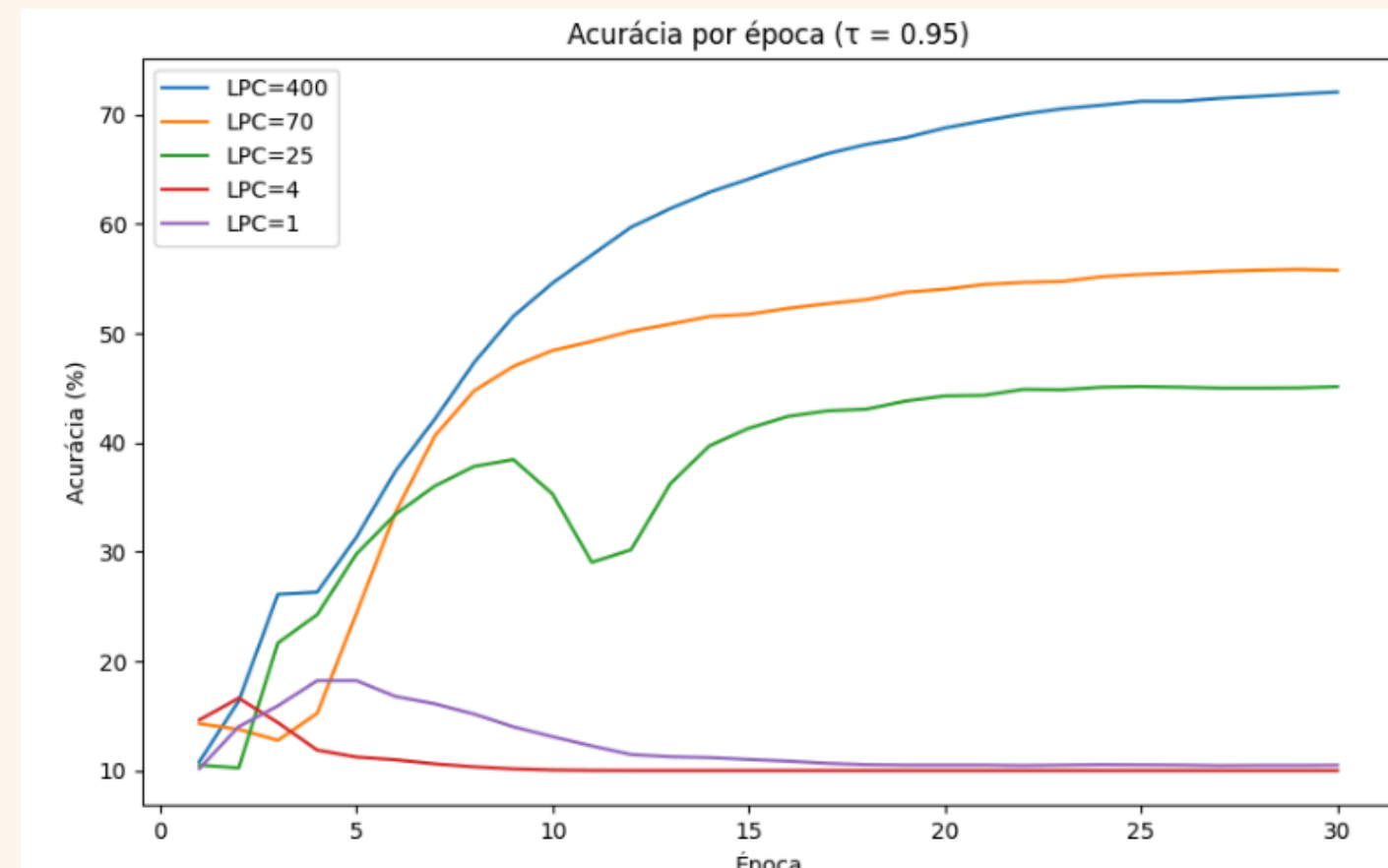
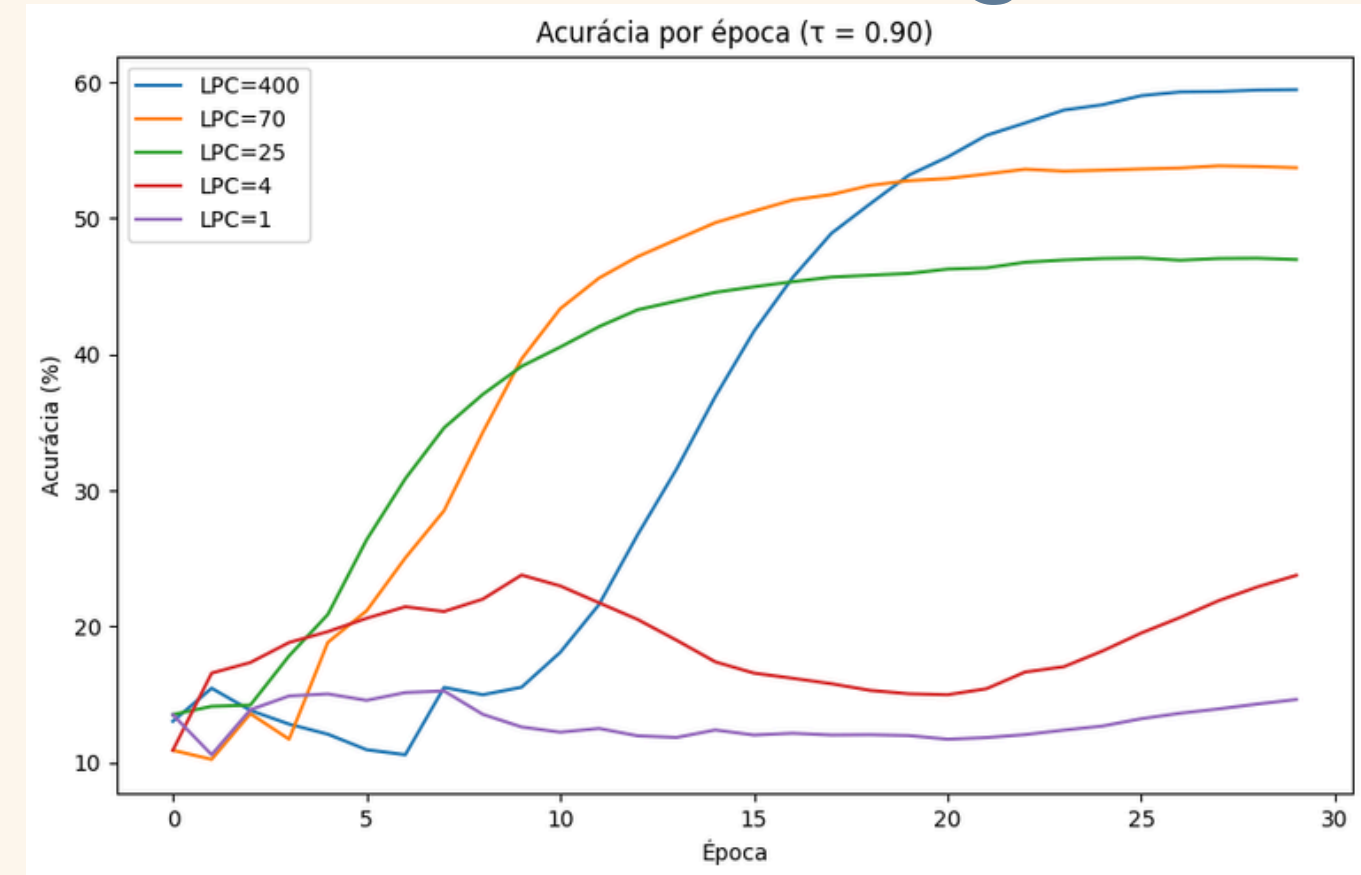
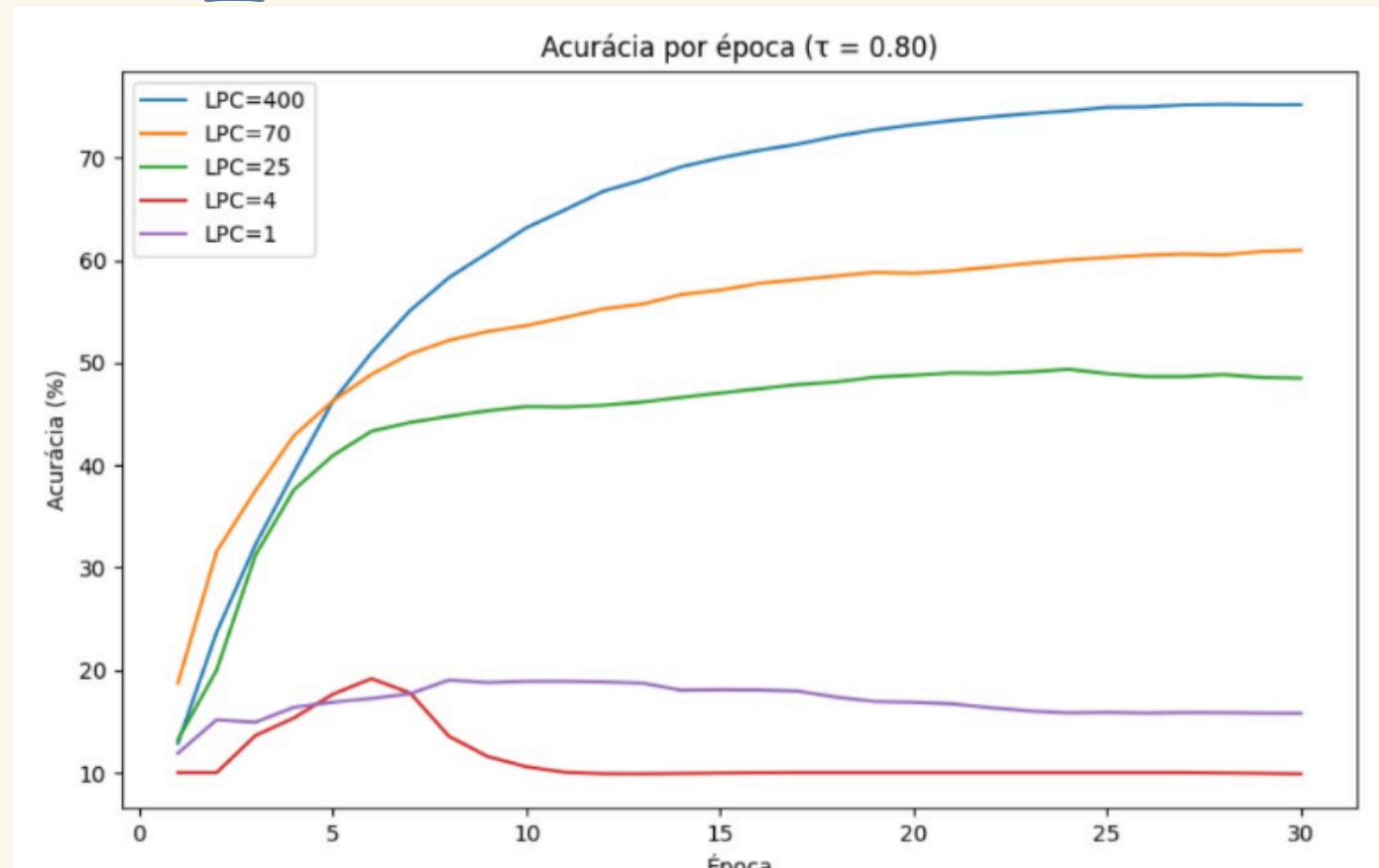
[Esperado] Ganhos maiores ao sair de $1 \rightarrow 4 \rightarrow 25$ rótulos/classe e ganhos marginais menores até 400, aproximando o supervisionado pleno.

[Esperado] τ mais alto aumenta a precisão dos pseudo-rótulos porém reduz cobertura; τ mais baixo amplia cobertura mas pode inserir ruído e derrubar a acurácia.

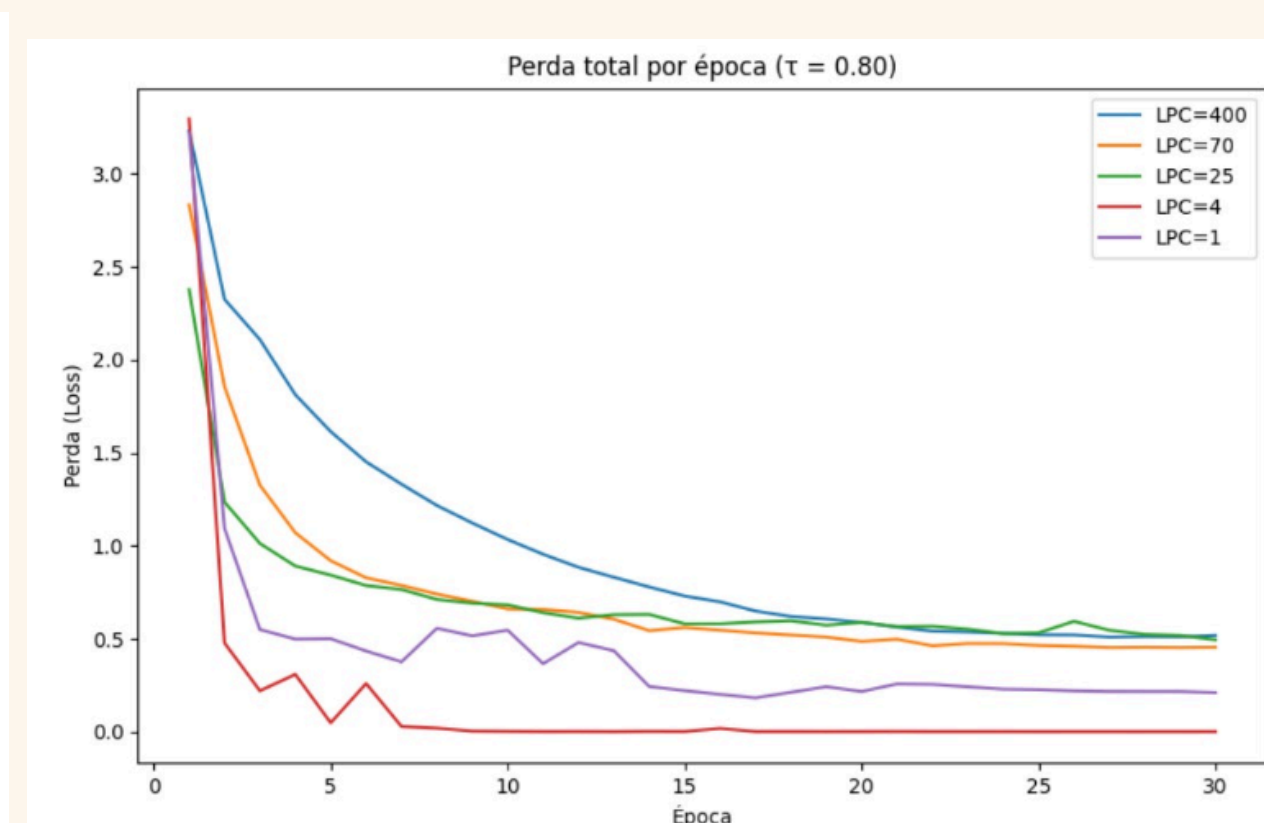
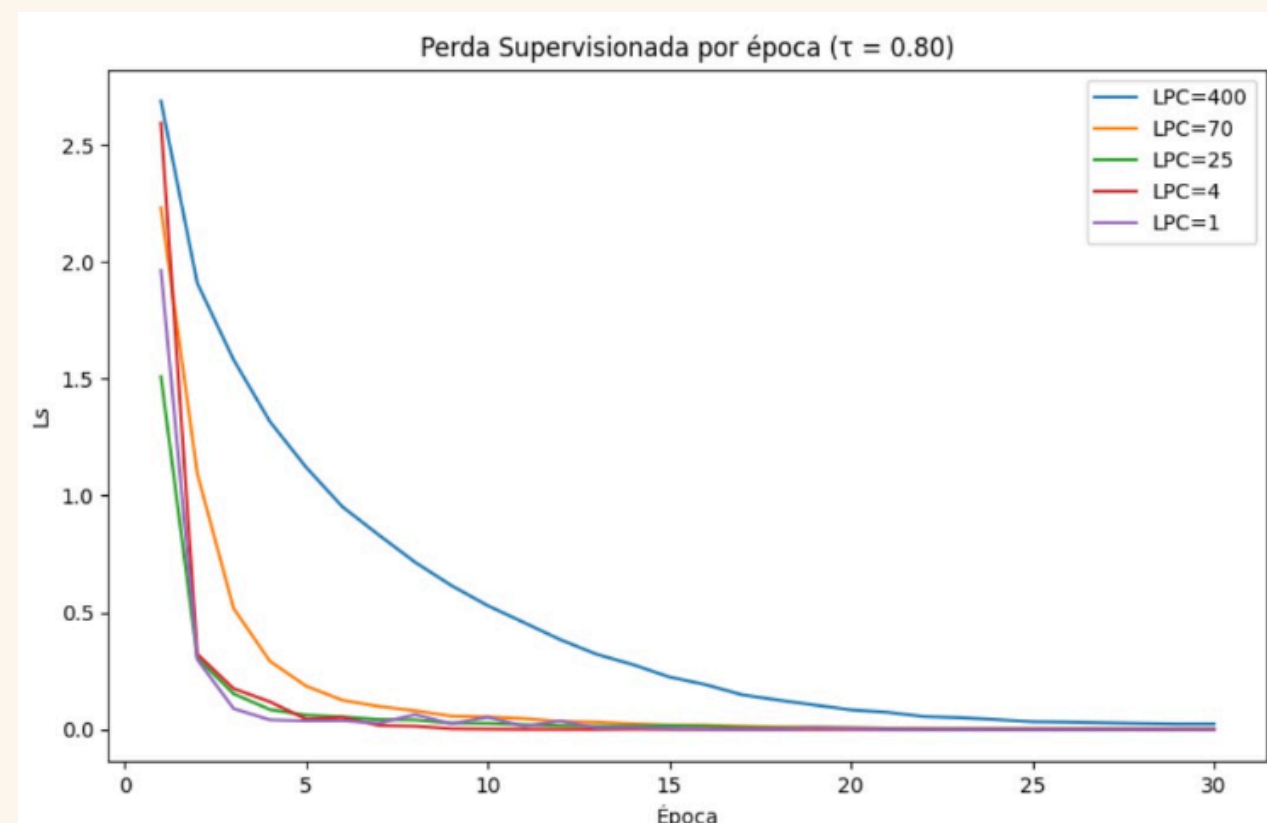
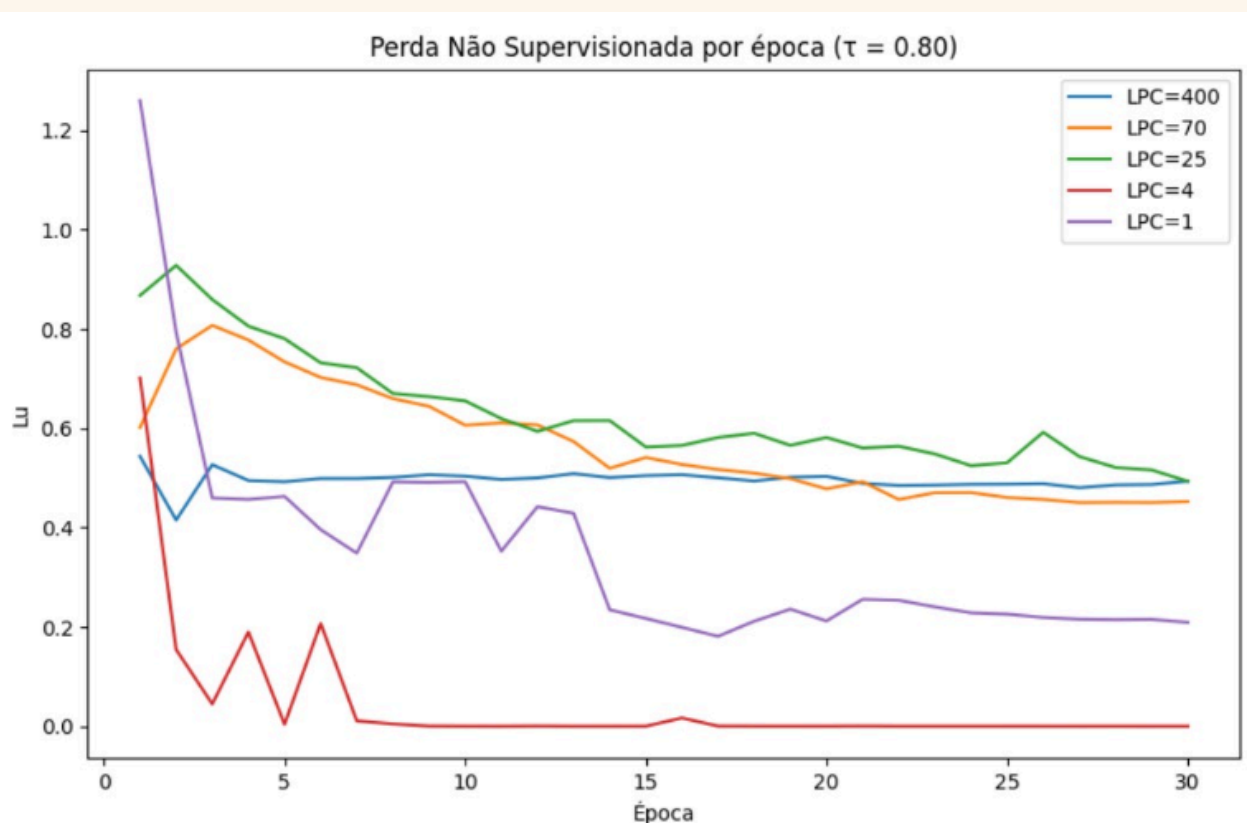
Qualidade dos pseudo-rótulos



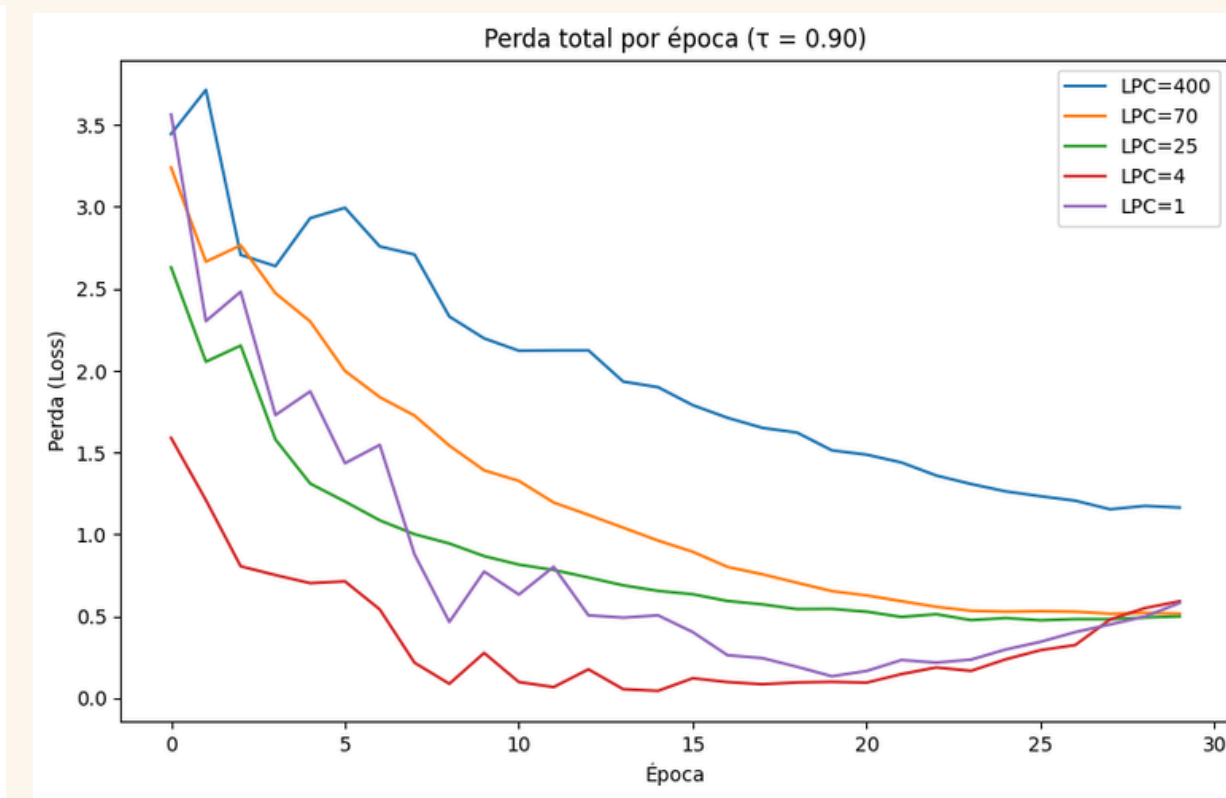
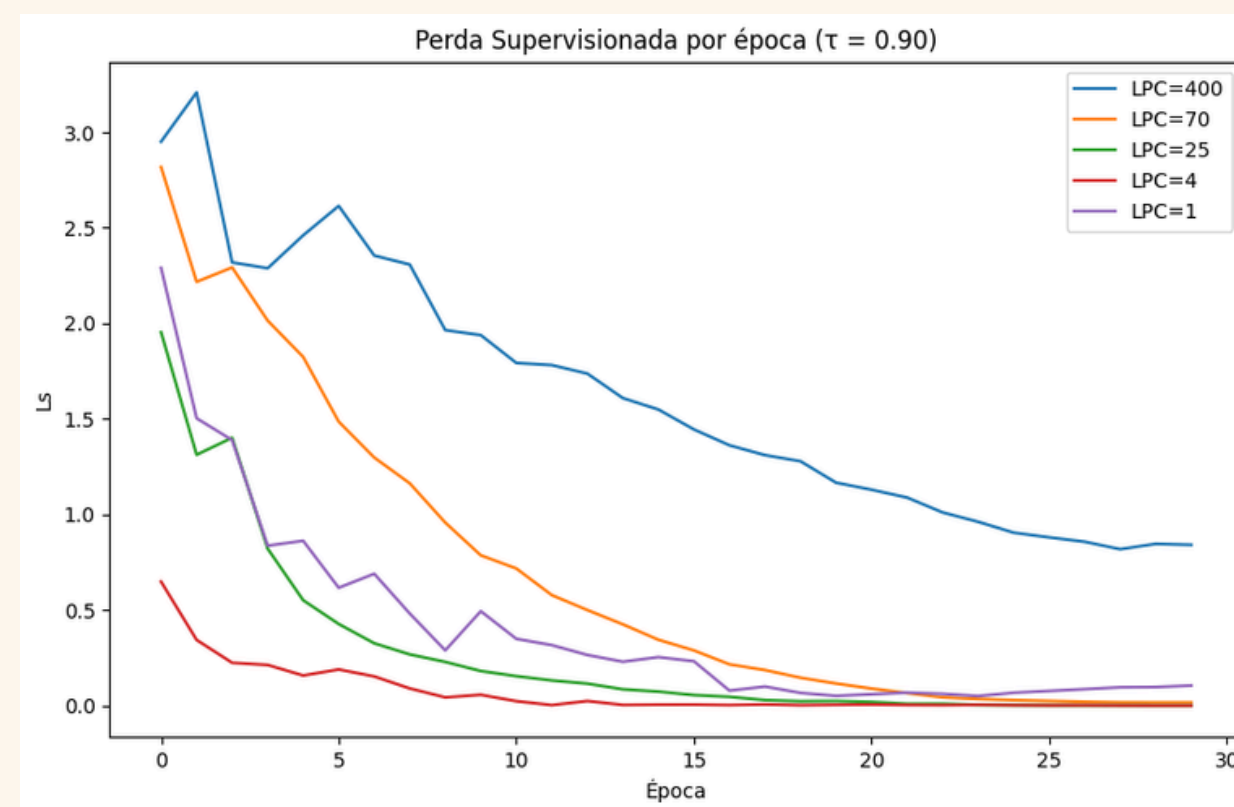
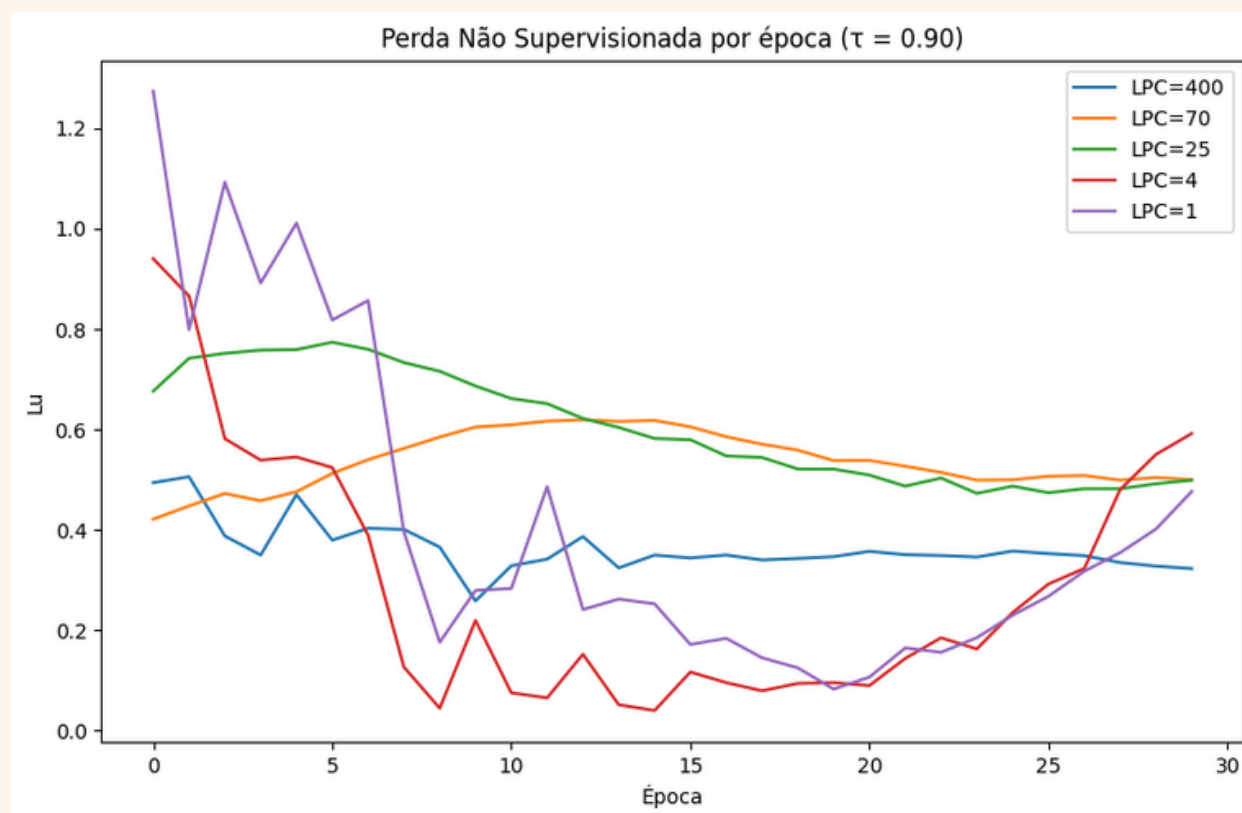
Impacto do threshold de confiança



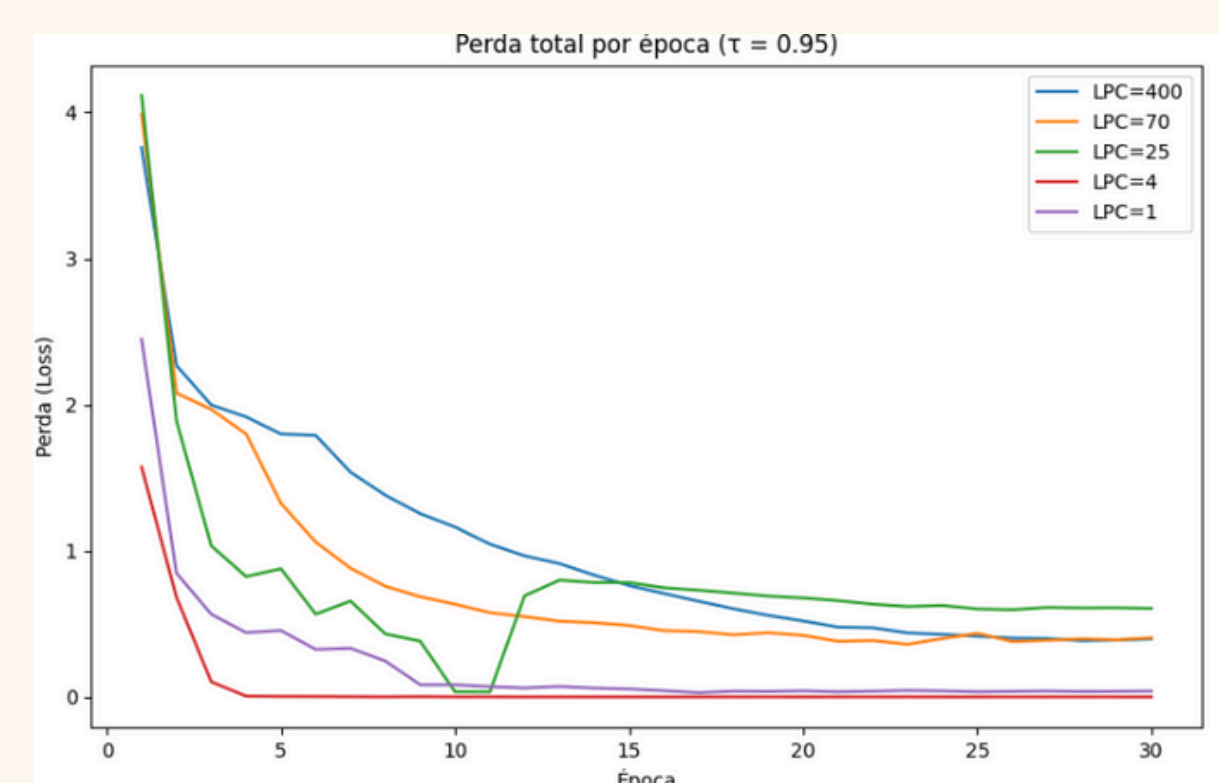
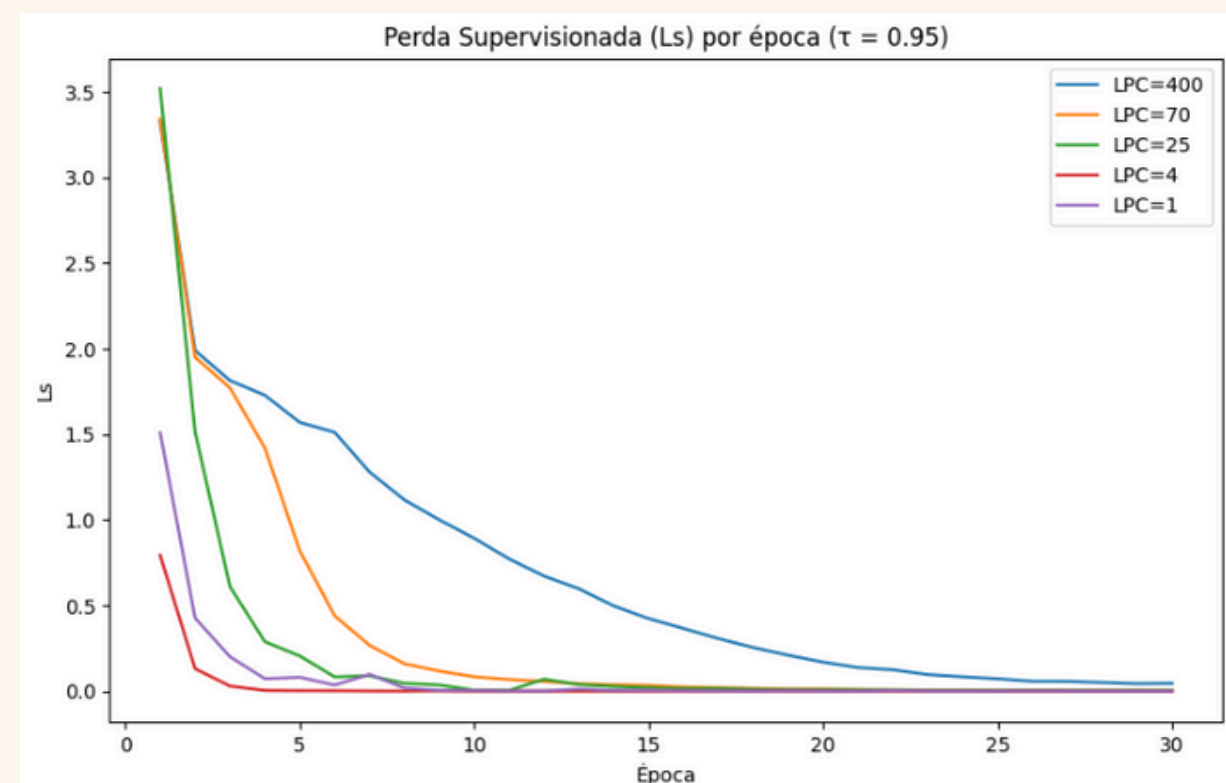
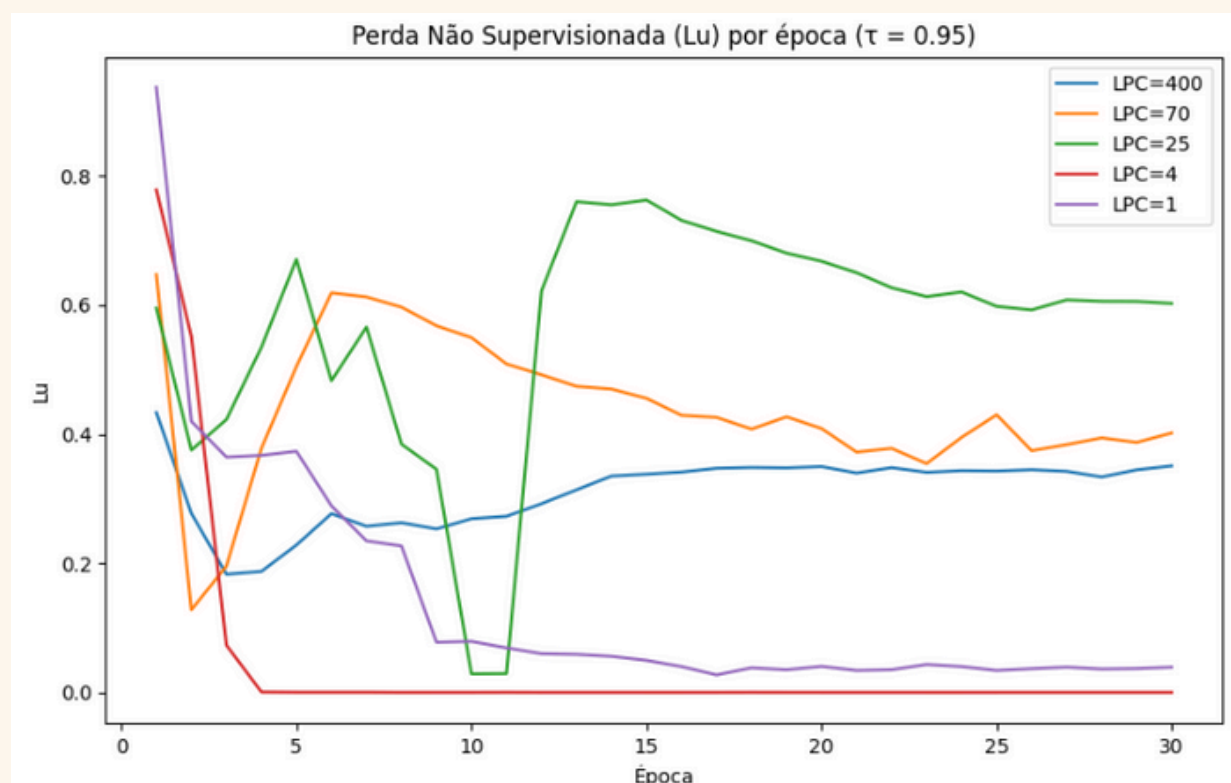
Impacto do augmentation e loss híbrida



Impacto do augmentation e loss híbrida



Impacto do augmentation e loss híbrida



The background features a light beige color with an abstract geometric pattern. This pattern includes various shades of blue: large solid circles, smaller circles with concentric outlines, clusters of small dots, and circles filled with fine diagonal lines. The elements are scattered across the corners and sides of the frame, leaving the center clear for the text.

Obrigado!