

Ejercicio de programación 6b: Evaluación de un algoritmo de aprendizaje (red neuronal)

conjunto de datos

En este ejercicio los datos de entrenamiento serán artificiales, generados con la ayuda de `deaprender.conjuntos de datos.hacer_blobs` función:

```
1 deaprender.conjuntos de datosimportarhacer_blobs
2
3 clases= 6
4 metro= 800
5 enfermedad de transmisión sexual= 0,4
6 centros=notario público.formación([[-1, 0], [1, 0], [0, 1], [0, -1], [-2, 1], [-2, -1]]) X,y=hacer_blobs(
7 n_muestras=metro,centros=centros,cluster_std=enfermedad de transmisión sexual,
8 estado_aleatorio=2,n_características=2)
```

Dividimos el conjunto de datos en conjuntos de entrenamiento, validación cruzada (CV) y prueba. En este ejemplo, estamos aumentando el porcentaje de puntos de datos de validación cruzada para enfatizar:

```
1 X_tren,X_y_tren,y_=tren_prueba_split(X,y,tamaño_prueba=0,50,
2 estado_aleatorio=1)
3 X_cv,X_prueba,y_cv,y_prueba=tren_prueba_split(X,y,tamaño_prueba=0,20,
4 estado_aleatorio=1)
```

La Figura 1.1 muestra el conjunto de datos resultante en el archivo. Hay seis grupos identificados por color. Se muestran tanto los puntos de entrenamiento (puntos) como los puntos de validación cruzada (triángulos). Los puntos interesantes son aquellos que caen en lugares ambiguos donde cualquiera de los grupos podría considerarlos miembros. A la derecha hay un ejemplo de un modelo "ideal", o un modelo que uno podría crear conociendo la fuente de los datos. Las líneas representan límites de "distancia igual" donde la distancia entre los puntos centrales es igual. Vale la pena señalar que este modelo "clasificaría erróneamente" aproximadamente el 8% del conjunto total de datos.

Complejidad del modelo

Debe construir dos modelos de redes neuronales, un modelo complejo y un modelo simple, y evaluarlos para determinar si es probable que se ajusten demasiado o mal al conjunto de datos.

¹https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.datasets.make_blobs.html

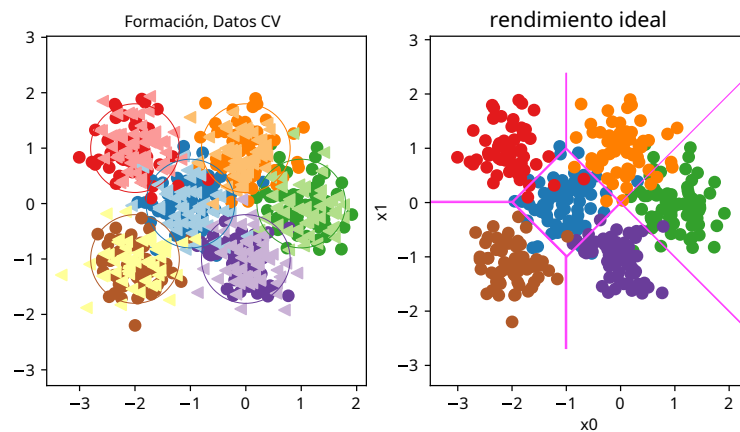


Figura 1.1: Conjunto de datos y 'modelo ideal'

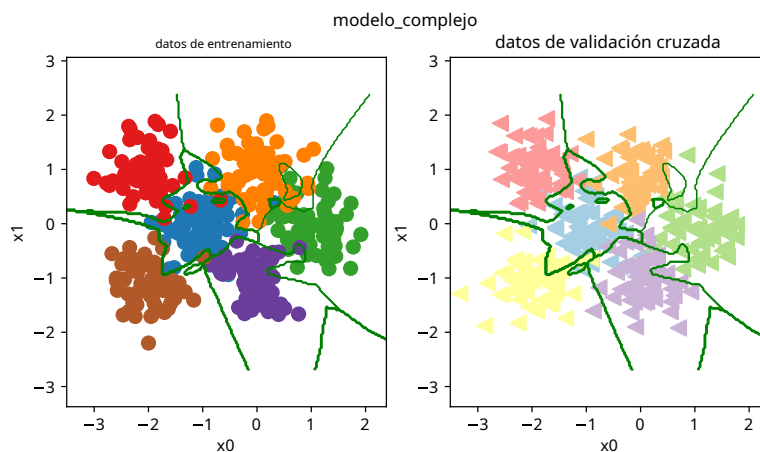


Figura 1. 2: Modelo complejo

completo xmodelo

Compos Una red neuronal de tres capas que consta de:

- Capa densa con 120 unidades, activación relu.
- Capa densa con 40 unidades, activación relu.
- Capa densa con 6 unidades y una activación lineal.

Entrena usando:

- `antorcha.nn.Pérdida de entropía cruzada` función de pérdida,
- `antorcha.optimo.Adán` optimizador con tasa de aprendizaje de 0,001, y
- 1000 épocas

Este modelo debería capturar valores atípicos de cada categoría como se muestra en la Figura 1.2 y, como resultado, categorizará erróneamente algunos de los datos de validación cruzada con aproximadamente un 12% de puntos mal clasificados.

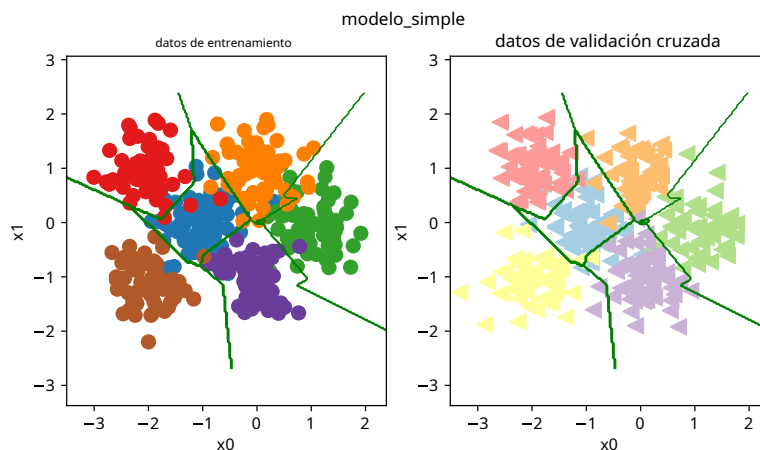


Figura 1.3: modelo sencillo

modelo simple

Ahora, prueba un modelo simple. Componga un modelo de dos capas con:

- Capa densa con 6 unidades, activación relu.
- Capa densa con 6 unidades y una activación lineal.

Entrena usando:

- `antorch.nn.Pérdida de entropía cruzada` función de pérdida,
- `antorch.optimo.Adán` optimizador con tasa de aprendizaje de 0,01, y
- 1000 épocas

El modelo simple tiene un pequeño error de clasificación superior en los datos de entrenamiento ($\approx 6\%$) pero funciona mejor con los datos de validación cruzada ($\approx 7.5\%$) que el modelo más complejo como se muestra en la Figura 1.3.

Regularización

Se puede aplicar la regularización para moderar el impacto de un modelo más complejo. Reconstruya su modelo complejo, pero esta vez incluya la regularización. Componga un modelo de tres capas que consta de:

- Capa densa con 120 unidades, activación relu.
- Capa densa con 40 unidades, activación relu.
- Capa densa con 6 unidades y una activación lineal.

Entrena usando:

- `antorch.nn.Pérdida de entropía cruzada` función de pérdida,
- `antorch.optimo.Adán` optimizador con tasa de aprendizaje de 0.001, regularización L2 con λ (decaimiento_peso parámetro) y $\lambda = 0.1$
- 1000 épocas

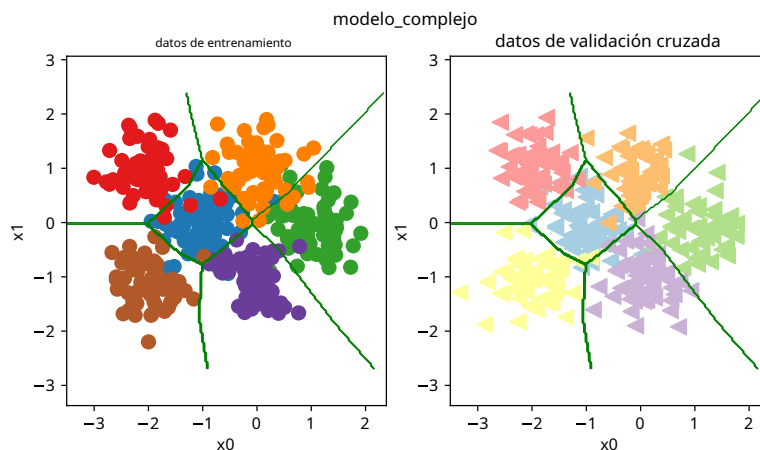


Figura 1.4:Modelo complejo regularizado

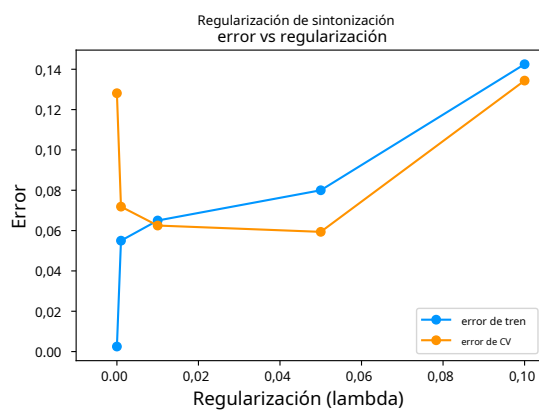


Figura 1.5:Valor de regularización óptimo

el resultado Debería verse muy similar al modelo "ideal", como se muestra en la Figura 1.4, y proporcionar resultados similares en ($\approx 6.3\%$)y capacitación datos de validación cruzada ($\approx 6.6\%$).El modelo simple es un poco mejor en el conjunto de entrenamiento que el modelo lizarado la regla pero es peor en el conjunto de validación cruzada.

Iterar para encontrar el valor de regularización óptimo

Pruebe los siguientes valores de regularización para encontrar el óptimo: [0.0,0.001,0.01,0.05,0.1,0.2,0.3].Para este conjunto de datos y modelo, deberías descubrir que $\lambda \approx 0.05$ parece ser una elección razonable, como se muestra en la Figura 1.5.

Prueba

Finalmente, pruebe sus modelos optimizados en el equipo de prueba y compárelos con el rendimiento "ideal". El conjunto de prueba es pequeño y parece tener varios valores atípicos, por lo que el error de clasificación será alto. El rendimiento de los modelos optimizados debería ser comparable al rendimiento ideal, como se muestra en la Figura 1.6.

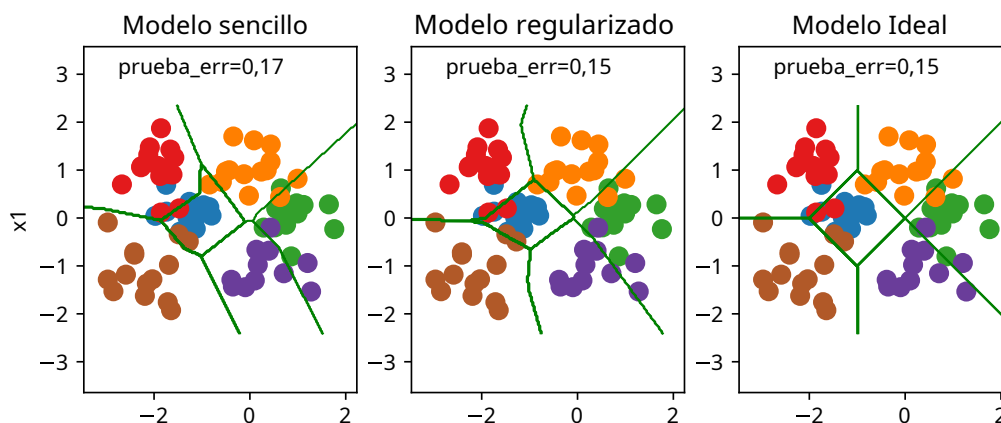


Figura 1.6: Resultados en el conjunto de prueba

Presentación del encargo

El trabajo deberá entregarse mediante el mecanismo de entrega del campus virtual. Se entregará un único archivo en formato pdf que contendrá la memoria de la práctica, incluyendo el código desarrollado y los comentarios y gráficos que se consideren más adecuados para explicar los resultados obtenidos.