

Práctica XNDL: CNNs

May 15th, 2024

1. Introducció

Haureu de entrenar una sèrie de xarxes neuronals convolucionals profundes per a solucionar un problema realista d'imatge. Rebreu un codi funcional amb un model subòptim. Basat en aquest, haureu de realitzar els següents cicles de raonament experimental. El problema a resoldre es el Museum Medium Art dataset [Parés et al., 2021] en la seva versió de baixa resolució. Usarem el train per entrenar, el validation per a orientar cicle de raonament, i test només al final de l'experimentació sobre el model que sigui considerat el millor per part dels estudiant.

2. Passos

1. Diagnòstic de la xarxa.

- Identificar quin model es pren com a punt de partida de l'iteració, i perquè. Descriure el comportament i rendiment de la xarxa. Raonar les observacions en funció de les eines de diagnòstic (corbes de pèrdua, mètriques, matrius de confusió, "model summary"). Entre els possibles diagnòstics estan l'underfit, fit, overfit, inestabilitat de gradients i de procés d'aprenentatge, manca de convergència, convergència excessivament rapida/lenta, comportament aleatori, explosió de loss, etc.

2. Creació d'hipòtesis.

- En funció del diagnòstic, llistar les diferents metodologies disponibles per intentar millorar-ne el rendiment. Per exemple, si te overfit podem fer A, B, C o D. Dintre del llistat d'eines disponibles, triar i justificar la tria d'una (i només una) alternativa tenint en compte les eines de diagnòstic.

3. Disseny i execució d'experiments.

- Descriure els experiments a realitzar per avaluar si la metodologia triada al punt (2) millora el model seguint el diagnòstic del punt (1). Per exemple, si triem incrementar la capacitat del model, podem provar a afegir 1 o 2 capes, amb un nombre X o Y de neurones. Si decidim afegir data augmentation, podem provar varies combinatòries de transformacions per trobar la més adient.

Aquest cicle es podrà realitzar un **màxim de 6 vegades**. Cada canvi d'hiperparàmetre o altres paràmetres ha d'estar justificat d'un cicle al següent, però es pot fer més d'un experiment al cicle per validar l'hipòtesis. Als models sortint d'aquest cicle (al final del punt (3)) se'ls ha d'identificar de manera única (e.g., `model_zero` es el model punt d'origen donat als alumnes). Cada iteració (punt (1)) pot començar sobre qualsevol model prèviament generat (e.g., per si voleu canviar de estratègia, i tornar enrere a un model anterior). El document adjunt "P2 reporting" conté un formulari guia per documentar aquest procés. Com a baseline, es pot assumir que un bon model arriba al 70 % de precisió, i un molt bon model al 80 %.

A continuació, un exemple de cicle realitzat satisfactòriament:

- (1) Partim del últim model entrenat, `model_A2`, ja que era el millor fins al moment. Observant les corbes de train i val loss i les mètriques adjuntes veiem que hi ha overfitting. El model summary mostra que el nostre model te 50M de paràmetres, fet que recolza aquesta observació. El train pero no pasa del 80%, l'aprenentatge és sorollós i triga a convergir.
 - (2) Per reduir l'overfitting podem reduir la complexitat, afegir regularització, incrementar el batch size. Donat que el train no arriba al 80%, decidim no complicar més el problema (no regularització o data augmentation) i reduir la complexitat.
 - (3) Tenint en compte que la majoria de la complexitat es troba en la connexió de la 3a i 4a capa, realitzarem els següents experiments:
 - (a) Reduir el nombre de neurones d'aquestes capes. Meitat de neurones en les primer 3 i 6 capes. (2 experiments)
 - (b) Afegir mètodes de reducció de dimensionalitat (pooling, stride) per limitar la complexitat d'aquestes capes sense canviar el nombre de neurones. Average Pooling (2x2) i stride (2) a una de cada dues capes convolucionals (2 experiments)
 - (c) Eliminar una capa de la xarxa. La última o la primera (2 experiments)
- Total experiments: 6

Figura 1: Exemple de cicle

3. Lliuraments

- S'us entregarà un full plantilla on haureu d'emplenar de manera condensada els diagnòstics, les hipòtesis, les estratègies d'experimentació, l'anàlisi de resultats, etc.
- Els arxius .out i les curves d'aprenentatge de cada cicle, amb els seus identificadors repectius.

4. Data de lliurament

Aquesta pràctica es realitzarà en parelles i s'hauran d'acomplir les tasques de forma col·laborativa. La data límit per lliurar el treball dut a terme serà el 14 de juny de 2024 fins a les 23:59h.

5. Rúbrica d'avaluació

Criteri	Satisfactori (10-9)	Millorable (8-5)	Malament (4-0)
Diagnòstic 2.5 punts	El diagnòstic del model considera totes les evidències disponibles, és coherent amb aquestes i està adequadament raonat .	El diagnòstic té en compte algunes evidències però no totes , o és parcialment contradictori amb aquestes o no està completament raonat .	El diagnòstic no té en compte les principals evidències , és incoherent , o no té raonament .
Hipòtesis 2.5 punt	Les hipòtesis generades son coherents amb el diagnòstic , consideren la gran majoria de les opcions disponibles, i la tria és perfectament consistent amb el estat del model.	Les hipòtesis son parcialment coherents amb el diagnostic, o consideren part de les opcions disponibles, o la tria està relacionada amb l'estat del model.	Les hipòtesis son incoherents amb el diagnostic, o no consideren una porció rellevant de les opcions disponibles, o la tria és parcialment arbitrària .
Experiments 2.5 punts	Els experiments son complets però no excessius . Permeten confirmar o descartar la millora del model , i per tant la hipòtesis anterior.	Els experiments son excessius o incomplets . Podrien validar la hipòtesis, o no fer-ho.	Els experiments son incoherents amb la hipòtesis .
Cicles i tria de model 1.25 punt	S'han realitzat els 6 experiments de manera coherent. Triant com a model d'inici un que permet realitzar un cicle experimental de rellevància.	S'han realitzat més o menys de 6 o en alguns casos el model triat d'inici de cicle no es adient.	S'han realitzat menys de 4 cicles d'experiments, i en la majoria dels casos el model triat no es adient.
Ús de les dades 1.25 punts	S'han usat les tres parts de dades correctament .	Alguna de les parts no ha estat usada per al seu propòsit.	Les parts han estat usades de manera que els resultats i/o el model no son fiables

Cuadro 1: Rúbrica.

Referencias

[Parés et al., 2021] Parés, F., Arias-Duart, A., Garcia-Gasulla, D., Campo-Francés, G., Viladrich, N., Ayguadé, E., and Labarta, J. (2021). The mame dataset: On the relevance of high resolution and variable shape image properties.