RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE
Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte
Lietišķo datorsistēmu institūts
Mākslīgā intelekta un sistēmu inženierijas katedra

Oļegs Korsaks
Bakalaura studiju programmas „Datorsistēmas”
students, stud. apl. nr. 051RDB146

SALĪDZINOŠĀ ANALĪZE DATU KOPU FORMĀTIEM PYTORCH ATTĒLU KLASIFIKĀCIJAS UZDEVUMIEM

Atskaite par bakalaura darbu

Zinātniskais vadītājs
Dr.sc.ing, Pētnieks
ĒVALDS URTĀNS

Rīga 2022

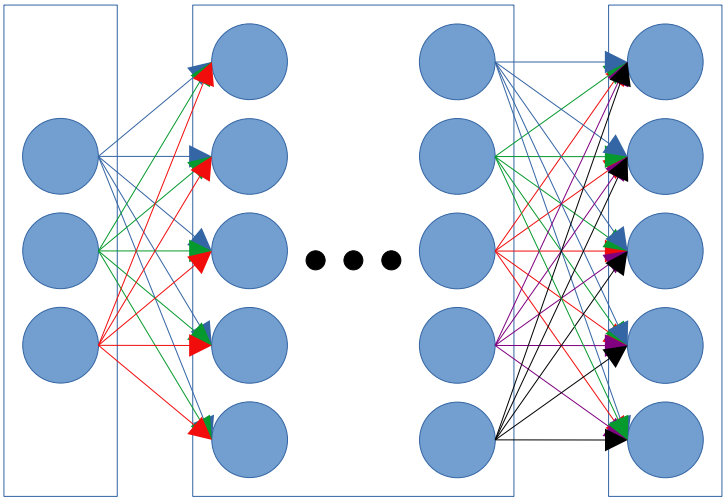
Saturs

1 Ievads

1.1 Dziļā mašinmācīšanās

Pamata arhitektūras

Makslīgais neironu tīkls sastāv no viena ieejas slāņa, viena vai dažiem slēptiem slāņiem, ka arī viena izejas slāņa. Katrs slānis satur vienu vai vairākus neironus. Tie ir saistīti ar blakusslāņu neironiem.



Attēls 1: Makslīga neironu tīkla arhitektūras piemērs

Eksistē tīkli, kuru neironi tiek pilnīgi saistīti ar visiem neironiem blakusslāņos, bet var būt saistīti tikai daļēji. Katrai saitei ir savs svars un nobīde. Tie ir apmācamie parametri. Apmācīšanas procesa mērķis ir atrast tādus svarus un nobīdes visām saitēm, ar kuriem tīkls veidotu pareizus rezultātus izejas slānī.

Linārie slāņi

Stingras formāla teorija par to, kā atlasīt neironu tīkla slāņus un konfigurāciju neeksistē, un, lai gan vienīgais veids, kā noregulēt dažus hiperparametrus, ir tikai mēģinājumu un kļūdu metode (piemēram, meta-apmācība), taču joprojām pastāv dažas heiristikas, vadlīnijas un teorijas, kas joprojām var palīdzēt ievērojami samazināt piemērotu arhitektūru meklēšanas telpu.

Lineārais nobīdes slānis

$$y = b$$

Šis slānis būtībā iemācās konstanti. Tas spēj apgūt nobīdi, novirzi, slieksni vai vidējo vērtību. Ja neironu tīklu izveidot tikai no šī slāņa un apmācit to, izmantojot datu kopu, vidējās kvadrātiskās kļūdas zudums liks šim slānim konverģēt uz izejas vidējo vērtību.

Piemēram, ja ir šāda datu kopa {1, 1, 2, 2, 3, 3} un neironu tīkls tiek spiests to saspiest līdz unikālai vērtībai b, loģiskākā konverģence būs ap vērtību $b=2$ (kas ir datu kopas vidējais lielums, lai samazinātu zaudējumus līdz maksimumam. Jebkura vērtība, kas pārsniedz šo nobīdi, būs pozitīva, jebkura vērtība, kas ir zemāka par šo nobīdi, būs negatīva. Tas ir tāpat kā pārdefinēt, no kurienes jāsākas nobīdei 0.

Lineārais slānis

$$y=W\cdot x$$

Lineāra funkcija bez nobīdes ir spējīga iemācīties vidējo korelācijas koeficientu starp ievadu un izvadu. Piemēram ja x un y pozitīvi korelē - W vērtība būs pozitīva. Un otrādi. Gadījumā, kad x un y ir savstarpēji neatkarīgi - W būs vienāds ar 0.

Vēl viens veids, kā uztvert šo slāni: Ieviest jaunu mainīgo $A=\frac{y}{x}$ un izmantot “novirzes slāni” no iepriekšējās sadaļas, tas iemācīsies vidējo A. (kas ir vidēja izvades/ievades attiecības rādītājs, tādējādi vidējais koeficients, kurš nosaka, cik ātri izvade mainās attiecībā pret ievadi).

Lineārais padeves slānis

$$y=W\cdot x+b$$

Lineārais padeves slānis ir parasta lineāra slāņa un nobīdes kombinācija. Tas ir spējīgs iemācīties nobīdi un korelācijas koeficientu. Matemātiski tas definē taisnes vienādojumu.

Lineāro slāņu ierobežojumi:

- Visi trīs lineāro slāņu tipi var iemācīties tikai lineāras attiecības.
- Šo slāņu sakraušana uzreiz vienu pēc otra ir pilnīgi bezjēdzīga un noved uz skaitļošanas resursu izšķiešanu:

Pieņemot, ka ir divi secīgi lineārie padeves slāņi y_1 un y_2 :

$$y_1=w_1\cdot x+b_1$$
$$y_2=w_2\cdot y_1+b_2$$

Var pārrakstīt y_2 sekojoši:

$$y_2=w_2\cdot(w_1 x+b_1)+b_2$$
$$y_2=(w_2\cdot w_1)x+(w_2\cdot b_1+b_2)$$
$$y_2=w\cdot x+b$$

To pašu var izdarīt ar jebkuru secīgi izvietotu lineāro slāņu skaitu. Viens lineārais slānis ir spējīgs reprezentēt jebkuru secīgi izvietotu lineāro slāņu skaitu.

Aktivizācijas funkcijas

Sigmoid

Šī funkcija saspiež ieejas vektoru (0, 1) robežās un tiek pielietota katram vektora elementam atsevišķi.

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$$

Piemēram [35.4, 10.1, -4.2, 0] tiks saspiests uz [0.9999999999999577, 0.999958922132235237, 0.0147740316932730578, 0.5]

ReLU

Tradicionāli neironu tīklos tiek izmantotas dažas izplatītas nelineāras aktivizācijas funkcijas, piemēram, sigmoīdās funkcijas un hiperboliskais tangenss, lai iegūtu katram neironam atbilstošās aktivizācijas vērtības. Nesen tā vietā sāka izmantot ReLu funkciju[1], lai aprēķinātu aktivizācijas vērtības tradicionālajās neironu tīklu vai dziļo neironu tīklu paradigmās.

$$f(x)=\begin{cases} x, x\geq 0 \\ 0, x<0 \end{cases}$$

Iemesli sigmoīdā un hiperboliskā tangensa aizstāšanai ar ReLu ir šādi:

1. Aprēķinu taupīšana — ReLU funkcija spēj paātrināt dziļo neironu tīklu apmācības ātrumu salīdzinājumā ar tradicionālajām aktivizācijas funkcijām, jo ReLU atvasinājums ir 1 pozitīvai ievadei. Sakarā ar pastāvīgu, dziļu neironu tīklu apmācību fāzē nav nepieciešams papildu laiks kļūdas aprēķināšanai.
2. Izzūdoša gradienta problēmas risināšana - ReLU funkcija neizraisa izzūdoša gradienta problēmu, kad slāņu skaits pieaug. Tas ir iespējams tāpēc, ka šai funkcijai nav asimptotiskas augšējās un apakšējās robežas. Tādējādi agrākais slānis (pirmais slēptais slānis) spēj uztvert kļūdas, kas nāk no pēdējiem slāņiem, lai pielāgotu visus svarus starp slāņiem. Turpretim tradicionālā aktivizēšanas funkcija, piemēram, sigmoīds, ir ierobežota no 0 līdz 1, tāpēc pirmajā slēptajā slānī kļūdas kļūst mazas. Šis scenārijs var novest pie slikti apmācīta neironu tīkla.

ELU

Eksponenciālā lineārā vienība. Šī aktivizācija funkcija paātrinā apmācību un to precizitāti.

$$f(x)=\begin{cases} x, x\geq 0 \\ \alpha(e^{x}-1), x<0 \end{cases}$$

Priekšrocības:

- Mēdz ātrāk saplūst nekā ReLU (jo vidējās ELU aktivizācijas ir tuvāk nullei)
- Labāka vispārināšanas veiktspēja nekā ReLU
- Pilnībā nepārtraukta funkcija
- Pilnībā diferencējams funkcija
- Nav izzūdoša gradienta problēmas
- Nav sprāgstoša gradienta problēmas

- Nav dead ReLU problēmas
- Joprojām ir iespēja izmantot kā ReLU, pieņemot $\alpha = 0$

Trūkumi:

- Lēnāks aprēķins (nelinearitātes dēļ priekš negatīvām vērtībām)

Softmax

Softmax ir funkcija, kas arī saspiež ieejas vektoru (0, 1) robežās un kuras rezultējušo elementru summa ir 1. Elementu uzskata pēc klasmēm un to vērtības pēc klašu varbūtībām[2]. Šī funkcija strādā ar visiem ieejas vektora elementiem priekš katra izejas rezultāta elementa aprēķināšanai, jo ir atkārība no elementu summas. Priekš atsevišķas klases x_i Softmax funkcija izskatas šādi:

$$f(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j}^{C} e^{x_j}}$$

Kur x_j ir reitingi, kuri tika saņemti no neirontīkla katrai klasei iekš C vektora. Var redzēt, ka Softmax aktiviācija katrai klasei ir atkārīga no visiem reitingiem.

$$L(y, y') = -\frac{1}{N} \sum y \cdot \log(y')$$

$$\frac{\partial L(y, y')}{\partial y'} = -y \cdot \frac{1}{y'} = -\frac{y}{y'}$$

$$SoftMax(y = j|x) = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^{K} e^{x_k}}$$

Kļūdas funkcijas

Kļūdas funkcija palīdz noteikt cik tālu tekoša prognozēta vērtība ir no patiesas. Un ja to pielietot visiem datu eksemplāriem – ar to var noteikt, cik labi tekošais modelis var prognozēt rezultātus kopumā. Ideālā gadījumā kļūdai jābūt vienādai nullei, gan apmācības datu eksemplāriem, gan pārbaudes. Tātad apmācība cenšas kļūdu samazināt.

MAE

Mean absolute error vai vidēja absolūta kļūda:

$$L_{MAE} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=0}^{N} \left| (h_\theta(x_i) - y_i) \right|$$

Tā ir vidēja absolūta starpība starp pareizas un prognozētas vertībām. Kļūda pieaug lineāri un tiek pielietota regresijas uzdevumiem, kuru rezultāts ir viena vērtība.

MSE

Mean squared error vai vidēja kvadrātiskā kļūda:

$$L_{MSE}=\frac{1}{N}\cdot\sum_{i=0}^{N}(h_\theta(x_i)-y_i)^2$$

Tā ir vidēja starpība starp pareizas un prognozētas vertībām, kas tiek pacelta kvadrātā. Kvadrāts palīdz izvairīties no negatīvām vērtībām. Kā arī kļūdas vērtība pieaug straujāk, salīdzinot ar MAE. Tiek pielietota regresijas uzdevumiem.

CCE

Categorical cross-entropy vai kategoriskā krustentropija ir zuduma funkcija, kura tiek pielietota vairāku klašu klasifikācijas uzdevumos. Šajos gadījumos katrs datu kopas eksemplārs var piederēt tikai vienai klasei no vairākām. Neirontīkla modelim ir jānoteic, kurai tieši. Ar to palīdzību var kvantitātīvi noteikt starpību diviem varbūtības sadalījumiem.

$$zudums=-\sum_{i=1}^{n}y_i\cdot\log y'_i$$

Kur y'_i ir skalāra vērtība no modeļa rezultējoša vektora un y_i ir attiecīga skalāra vērtība no mērķa vektora. n - kopējais elementu skaits rezultējoša vektorā.

BCE

Binary cross-entropy vai binārā krustentropija ir līdzīga CCE, bet tā var noteikt eksemplāra piederību vairākām klasēm[3]. Lai tas būtu iespējams, rezultējošo vektoru aktivizē ar Sigmoid funkciju, katru elementu atsevišķi.

$$zudums=-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}y_i\cdot\log y'_i+(1-y_i)\cdot\log(1-y'_i)$$

Kur y'_i ir skalāra vērtība no modeļa rezultējoša vektora un y_i ir attiecīga skalāra vērtība no mērķa vektora. n - kopējais elementu skaits rezultējoša vektorā.

Atpakaļizplatīšanās algoritms

Viena slāņa neironu tīklā apmācības process ir salīdzinoši vienkāršs, jo kļūdu (vai zaudējuma funkciju) var aprēķināt kā tiešu svaru funkciju, kas ļauj viegli aprēķināt gradientu. Daudzslāņu tīklu gadījumā problēma ir tāda, ka zudums ir sarežģīta kompozīta funkcija no iepriekšējo slāņu svariem. Kompozīta funkcijas gradients tiek aprēķināts, izmantojot atplakaļizplatīšanās algoritmu. Atplakaļizplatīšanās algoritmam ir divas galvenās fāzes. Tiešā fāze ir nepieciešama, lai aprēķinātu izvades vērtības un vietējos atvasinājumus dažādos mezglos, un atpakaļgaitas fāze ir nepieciešama, lai uzkrātu šo vietējo vērtību produktus visos ceļos no mezgla līdz izvadei:

1. Tiešā fāze: šajā fāzē apmācības instances ievade tiek ievadīta neironu tīklā. Tā rezultātā tiek veikta aprēķinu kaskāde uz priekšu pa slāņiem, izmantojot pašreizējo svaru kopu. Pēc tam

notiek paredzama izvada salīdzināšana ar apmācības rezultātu, un tiek aprēķināts zaudējuma funkcijas atvasinājums attiecībā uz izvadi. Šī zaudējuma atvasinājums ir jāaprēķina attiecībā uz svariem visos slāņos atpakaļgaitas fāzē.

2. Atpakaļgaitas fāze: galvenais mērķis ir iegūt zaudējuma funkcijas gradientu attiecībā pret dažādiem svariem, izmantojot diferenciālu ķēdes likumu. Šie gradienti tiek izmantoti, lai atjauninātu svarus. Tā kā šie gradienti tiek iegūti atpakaļ virzienā, sākot no izvades mezgla, šis mācību process tiek saukts par atpakaļejošu fāzi.

Šīs algoritms cenšas mainīt tīkla svarus un nobīdes tā, lai kļūda būtu 0.

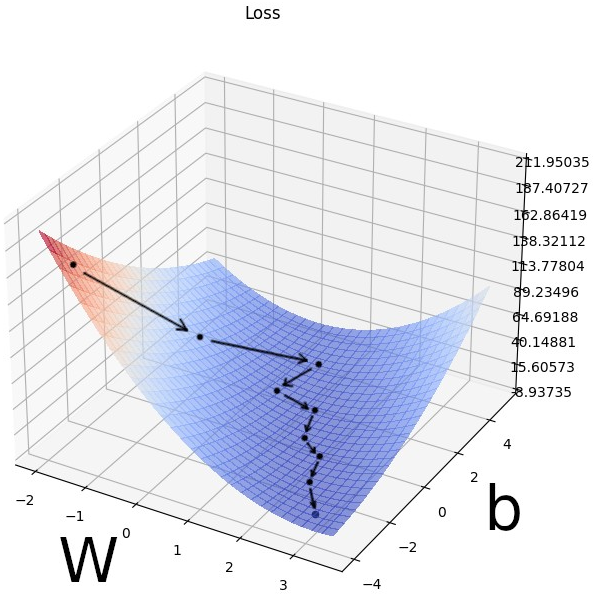
$$\theta_0 := \theta_0 - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0, \theta_1)$$
$$b := b - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial b} J(b, W)$$

$$\theta_1 := \theta_1 - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_0, \theta_1)$$
$$W := W - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial W} J(b, W)$$

Pieņemsim, ka modelis ir:

$$y' = M(x) = Linear(W_1, b_1, W_2, b_2, x) = Linear(W_2, b_2, ReLU(Linear(W_1, b_1, x)))$$
$$Linear(W_i, b_i, x_i) = W_i \cdot x_i + b_i$$
$$ReLU(x_i) = \begin{cases} x_i, x_i \geq 0 \\ 0, x_i < 0 \end{cases}$$

Kur, piemēram, $J(\theta_0, \theta_1) = L_{MAE} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=0}^{N} (h_\theta(x_i) - y_i)$ ir MAE kļūdas funkcija un α ir apmācības koeficients, kurš noteic, cik strauji svars W un nobīde b tiek mainīti. Kļūdas funkcijas atvasinājums noteic vai parametru ir jāpalielina, vai jāsāmazina un uz kādu lielumu.



Attēls 2: Kļūdas minimizācijas process

Apmācāmo parametru optizācijas algoritmi

Stohastiskā gradienta nolaišanās algoritms (SGD)

Šī algoritma mērķis ir mainīt nobīdi(es) θ_0, b un svaru(s) θ_1, W lai minimizētu zuduma funkcijas rezultātu

$$\theta_0 := \theta_0 - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0, \theta_1)$$
$$b := b - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial b} J(b, W)$$

$$\theta_1 := \theta_1 - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_0, \theta_1)$$
$$W := W - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial W} J(b, W)$$

bet lai vienlaicīgi izmainītu abus mainīgus – kodā ir nepieciešams izmantot pagaidu mainīgos, citādi viena parametra maiņa ietekmēs citu.

α - ir apmācības ātrums, kurš noteic cik atri b un W mainīsies.

Zuduma funkcijas daļējs atvasinājums būs pozitīvs slīpums (atgriezīs pozitīvu skaitli), ja zudums (kļūda) būs lokālo minimumu labajā pusē, kā rezultātā no W (vai b) tiks atņemta slīpuma vērtību, kas reizināta ar mācīšanās ātrumu. Pretējā gadījumā tā tiks pievienota. Ideālā situācijā, kad zudums ir 0, nekādas izmaiņas nav jādara un var teikt, ka modelis ir apmācīts.

Daļējo atvasinājumu aprēķins:
For θ_0 or b :

$$\frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0,\theta_1)=\frac{\partial}{\partial \theta_0}\cdot\frac{1}{N}\cdot\sum_{i=0}^{N}(h_\theta(x_i)-y_i)^2=\frac{\partial}{\partial \theta_0}\cdot\frac{1}{N}\cdot\sum_{i=0}^{N}(\theta_0+\theta_1 x_i-y_i)^2=\frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N}(\theta_0+\theta_1 x_i-y_i)\cdot 1$$

vienāds ar:

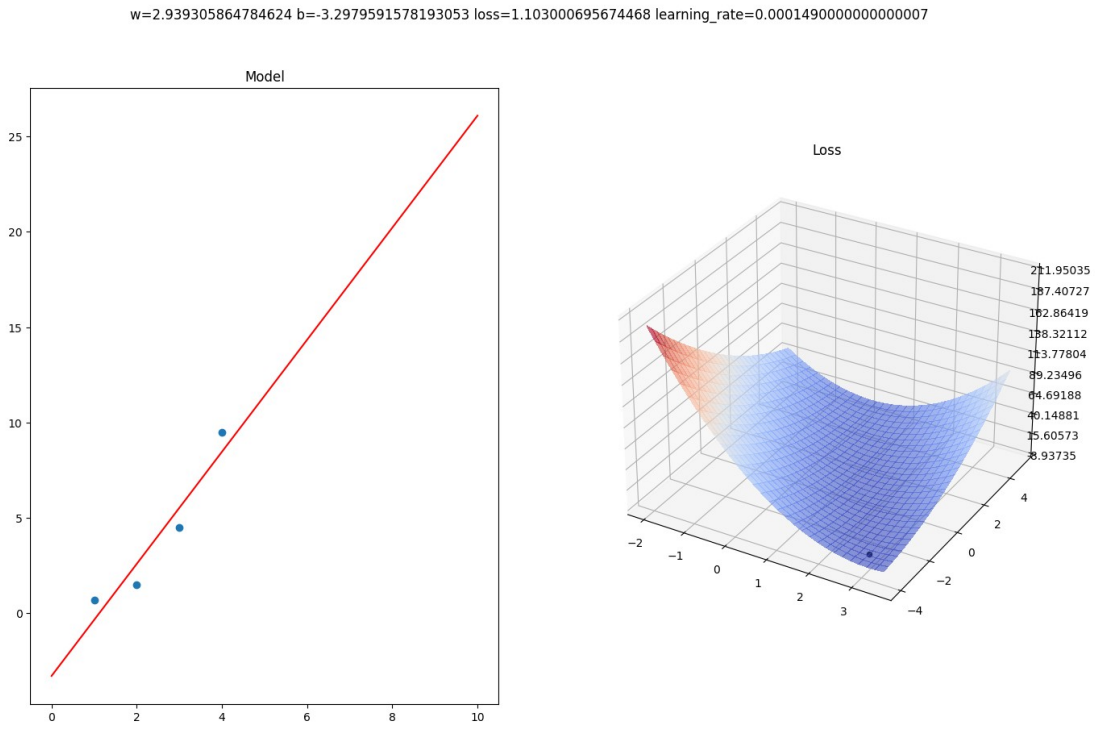
$$\frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N}(\theta_0+\theta_1 x_i-y_i)\cdot 1=\frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N}(b+W\cdot x_i-y_i)\cdot 1$$

un priekš θ_1 vai W :

$$\frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_0,\theta_1)=\frac{\partial}{\partial \theta_1}\cdot\frac{1}{N}\cdot\sum_{i=0}^{N}(h_\theta(x_i)-y_i)^2=\frac{\partial}{\partial \theta_1}\cdot\frac{1}{N}\cdot\sum_{i=0}^{N}(\theta_0+\theta_1 x_i-y_i)^2=\frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N}(\theta_0+\theta_1 x_i-y_i)\cdot x_i$$

vienāds ar:

$$\frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N}(\theta_0+\theta_1 x_i-y_i)\cdot x_i=\frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N}(b+W\cdot x_i-y_i)\cdot x_i$$



Attēls 3: Zuduma plakne priekš lineāra modeļa

Priekš lineāra modeļa ar sigmoida aktivizācijas funkciju:

$$\frac{1}{1+e^{-x}}$$

Gradienta nolaišanas aprēķins:

$$\theta_0 := \theta_0 - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0, \theta_1)$$
$$b := b - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial b} J(b, W)$$

$$\theta_1 := \theta_1 - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_0, \theta_1)$$
$$W := W - \alpha \cdot \frac{\partial}{\partial W} J(b, W)$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_0} J(\theta_0, \theta_1) = \frac{\partial}{\partial \theta_0} \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=0}^{N} (h_\theta(x_i) - y_i)^2$$

kur

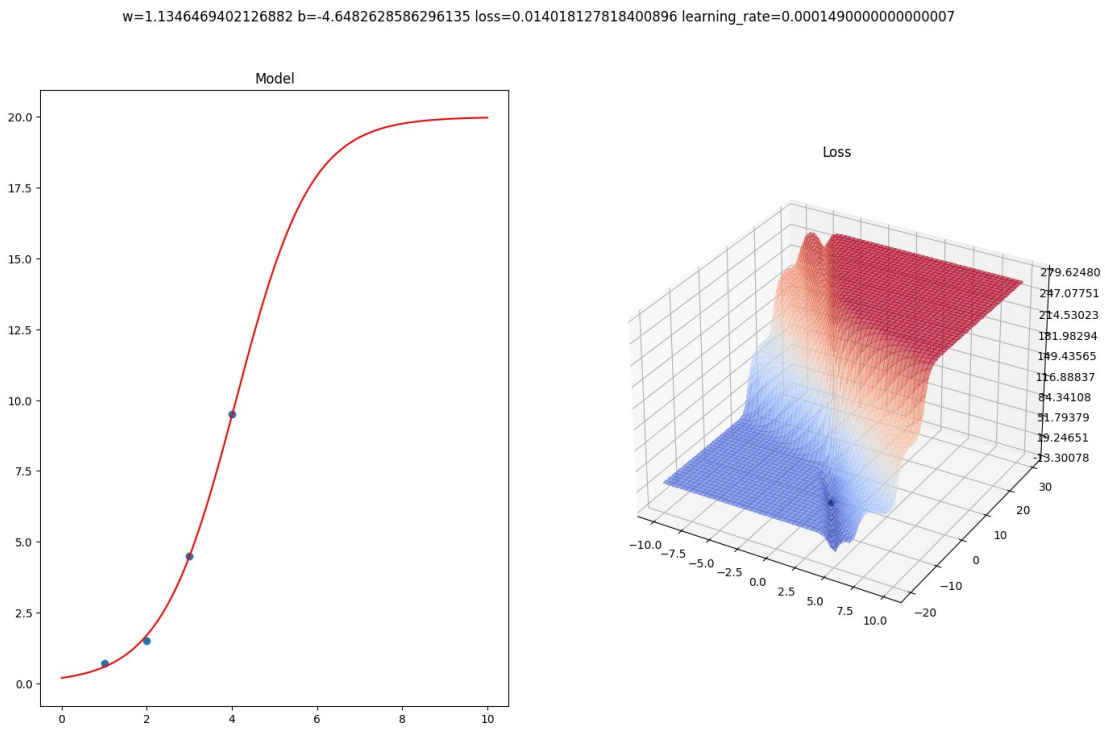
$$h_\theta(x) = \frac{1}{1+e^{-(\theta_0 + \theta_1 \cdot x)}} = \frac{1}{1+e^{-(b+W \cdot x)}}$$

var aizvietot $a = b + W \cdot x$ lai $h_\theta(x) = \frac{1}{1+e^{-a}}$

$$\frac{\partial}{\partial a} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial a} (1+e^{-a})^{-1} = -(1+e^{-a})^{-2} \cdot \frac{\partial}{\partial a} (1+e^{-a}) = -(1+e^{-a})^{-2} \cdot (\frac{\partial}{\partial a} 1 + \frac{\partial}{\partial a} e^{-a}) =$$
$$= -(1+e^{-a})^{-2} \cdot (0 + e^{-a} \cdot \frac{\partial}{\partial a}[-a]) = -(1+e^{-a})^{-2} \cdot (e^{-a} \cdot -1) = \frac{e^{-a}}{(1+e^{-a})^2} =$$
$$= \frac{e^{-a}}{(1+e^{-a}) \cdot (1+e^{-a})} = \frac{1 \cdot e^{-a}}{(1+e^{-a}) \cdot (1+e^{-a})} = \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot \frac{e^{-a}}{1+e^{-a}} =$$
$$= \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot \frac{e^{-a}+1-1}{1+e^{-a}} = \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot (\frac{1+e^{-a}}{1+e^{-a}} - \frac{1}{1+e^{-a}}) = \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot (1 - \frac{1}{1+e^{-a}})$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_0} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial b} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial a} \cdot \frac{\partial}{\partial b} = \frac{e^{-a}}{(1+e^{-a})^2} \cdot 1 = \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot (1 - \frac{1}{1+e^{-a}}) \cdot 1$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_1} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{1+e^{-a}} = \frac{\partial}{\partial a} \cdot \frac{\partial}{\partial W} = \frac{e^{-a}}{(1+e^{-a})^2} \cdot x = \frac{1}{1+e^{-a}} \cdot (1 - \frac{1}{1+e^{-a}}) \cdot x$$



Attēls 4: Zuduma plakne lineāram modelim ar sigmoida aktivizācijas funkciju

Kubiskajai funkcijai $b+W\cdot x^3$ bez aktivizācijas funkcijas, laba lieta šajā gadījumā zuduma funkcijas atvasinājums dW, db ir tas pats kā lineārajai funkcijai. Un dx ir:

$$dx\,cubic: \frac{\partial}{\partial x}[W\cdot x^3+b]=W\cdot 3\cdot x^2$$

RMSprop

Stohastiskā gradienta nolaišanas algoritmam ir potenciāla problēma – apmācības koeficients ir konstants un visiem parametriem ir viens in tas pats. Tas derētu viegliem uzdevumiem, kuriem kļūdas virsma ir glūda. Taču gadījumos, kad neironu tīkls ir sarežģīts un kļūdas virsma arī ir sarežģīta, gradients var vai nu pazust, vai nu "eksplodēt".

$$v_{dw}=\beta\cdot v_{dw}+(1-\beta)\cdot dw^2$$
$$v_{db}=\beta\cdot v_{dw}+(1-\beta)\cdot db^2$$
$$W=W-\frac{\alpha\cdot dw}{\sqrt{v_{dw}}+\epsilon}$$
$$b=b-\frac{\alpha\cdot db}{\sqrt{v_{db}}+\epsilon}$$

Situāciju var uzlabot adaptīvs apmācības koeficients, kas nozīmē, ka viņš mainās ar laiku un vairs neskaitās par hiperparametru. Šīs algoritms samazina soli lielam gradientam lai izvairītos no “eksplozijas” un palielina soli mazam gradientam lai izvairītos no pazušanas.

Metrikas

Lai varētu saprast, cik labi modelis funkcionē, eksistē dažāda veida metrikas.

Apjukuma matrica

		Minējums	
		Pozitīvs	Negatīvs
Patiesība	Pozitīvs	TP	FN
	Negatīvs	FP	TN

Divu variantu gadījumā var sastādīt tabulu, kur **T*** ir situāciju skaits, kad minējums sakrīt ar patieso atbildi. Un **F*** ir situāciju skaits, kad minējums nesakrīt.

Akurātība

Tā ir pareizo minējumu skaita pret kopēju minējumu skaitu attiecība:

$$akurātība = \frac{pareizo\,minējumu\,skaits}{kopējais\,minējumu\,skaits} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Šo metriku var izmantot gadījumos, kad dati ir sabalansēti. Piemēram, ja modelis neko neprognozē, bet tikai atgriež vienu un to pašu atbildi, kuras biežums ir 95%, tad sanāks, ka modelim akurātība ir 0.95. Kas nav taisnība un visos citos gadījumos modelis nekad neatgriezīs pareizo atbildi.

Precizitāte

Ideālā gadījumā precizitātei jābūt 1, ja klasifikācija notiek labi. Tas notiek tad, kad pareizo minējumu skaits ir vienāds pareizo un nepareizo pozitīvo minējumu skaitam.

$$precīzitāte = \frac{TP}{TP+FP}$$

Gadījumā, kad nepareizi pozitīvo (FP) minējumu skaits sāk pieaugt – precizitātes vērtība samazinās.

Recall

Labam klasifikātoram Recall arī jābūt vienādam 1. Bet to skaita kā pareizo minējumu attiecību pret pareizo pozitīvo un nepareizo negatīvo minējumu skaitu. Jo mazāks nepareizo negatīvo minējumu, jo labāks Recall (tuvāk 1).

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Ja viltus negatīvo minējumu (FN) skaits pieaugs, tad Recall vērtība samazināsies.

F1 reitings

F1 reitings ir nepieciešams, ja ir svarīga precizitāte. Ir jau iepriekš noskaidrots, ka precizitāte nozīmē pareizi identificēto pozitīvo un negatīvo minējumu procentuālo daļu.

$$F1\,reitings = 2 \cdot \frac{precīzitāte \cdot recall}{precīzitāte + recall}$$

Pieņemot lēmumus, ir tendence nekoncentrēties uz daudzām dažādām lietām, turpretim viltus pozitīvajiem un viltus negatīvajiem gadījumiem. F1 reitings var būt labāks rādītājs[4].

Hiperparametri

Hiperparametri ir definēti kā parametri, kuri tiek skaidri definēti, lai kontrolētu apmācīšanas procesu. Šie parametri izsaka modeļa "augsta līmeņa" īpašības, piemēram, tā sarežģītību vai to, cik ātri tam vajadzētu mācīties[5]. Hiperparametri parasti tiek fiksēti pirms faktiskā apmācības procesa sākuma. Hiperparametrus var iedalīt divās kategorijās:

Optimizātora hiperparametri

Tie ir mainīgie vai parametri, kas vairāk saistīti ar optimizācijas un apmācības procesu, nevis ar pašu modelēšanu. Šie parametri palīdz noregulēt vai optimizēt modeli pirms faktiskā apmācības procesa sākuma, lai sāktu apmācības procesu pareizajā vietā:

- Apmācības ātrums: tas ir hiperparametrs, kas kontrolē, cik strauji neironu tīkla svari tiek pielāgoti attiecībā pret gradientu.
- Mini-partijas lielums: tas ir hiperparametrs, kas ietekmē apmācības resursu prasības, kā arī apmācības ātrumu un iterāciju skaitu.
- Apmācības atkārtojumu vai epohu skaits: Epoha - tā ir viena pilnīga apmācības datu iziešana.

Modeļa hiperparametri

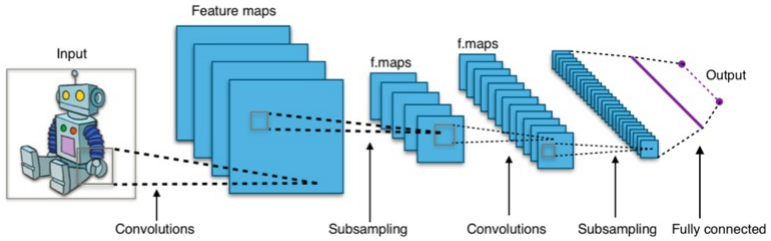
Tie ir mainīgie, kas ir vairāk iesaistīti modeļa arhitektūrā vai struktūrā. Tas palīdz definēt modeļa sarežģītību, pamatojoties uz:

- Slāņu skaits
- Slēptās vienības: slēpto slāņu skaits neironu tīklā, jo sarežģītāks modelis (nozīmē vairāk slēpto slāņu), jo lielākas mācīšanās spējas modelim būs nepieciešamas.

1.2 Attēlu klasifikācija

Konvolūcijas tikls (ConvNet)

Konvolucionālajiem neironu tīkliem ir vairāki pielietojumi objektu noteikšanā, lokalizācijā, video un teksta apstrādē. Daudzi no šiem pielietojumiem darbojas pēc konvolucionālo neironu tīklu izmantošanas pamatprincipa, lai nodrošinātu inženierijas funkcijas, kurām papildus var izveidot daudzdimensiju pielietojumu[5].

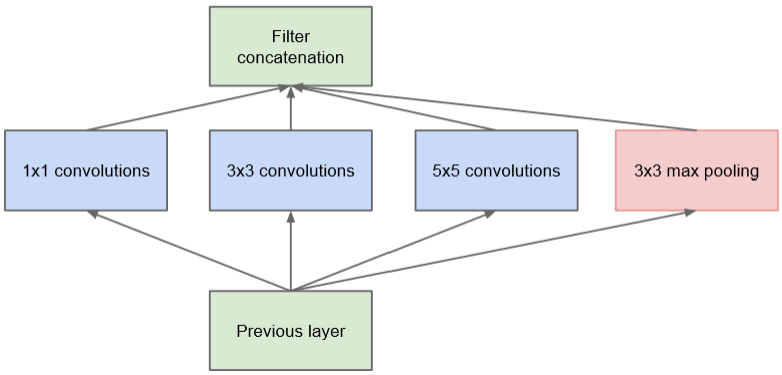


Attēls 5: Tipisks konvolūcijas tīkls

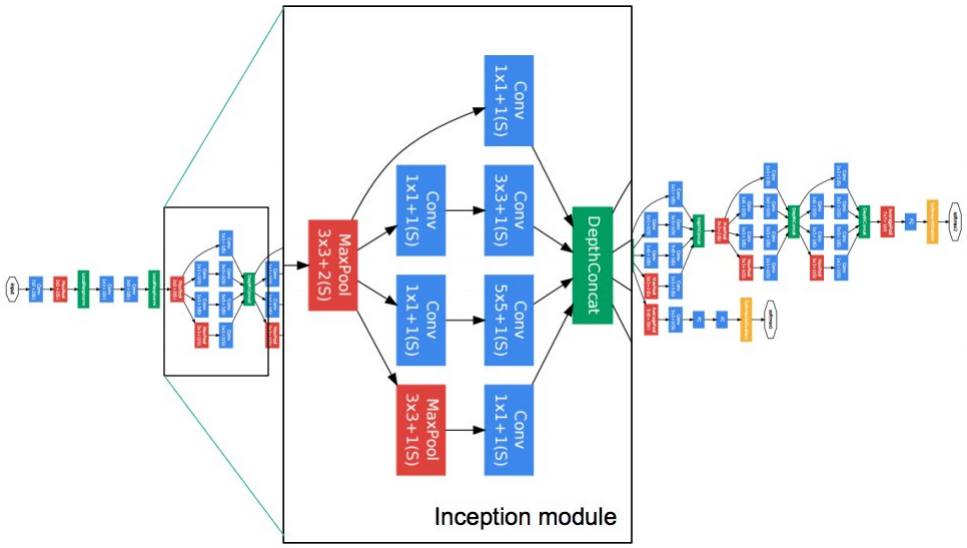
Konvolucionālo neironu tīklu panākumi joprojām ir nepārspēti gandrīz nevienai neironu tīklu klasei. Pēdējos gados pat ir ierosinātas konkurētspējīgas metodes sequence-to-sequence apmācīšanai, kas tradicionāli ir bijusi rekurento tīklu joma.

InceptionNet

Inception tīklu ideja sākas no pamata pieņēmuma, ka attēla objektiem ir dažādi mērogi. Attāls objekts var aizņemt nelielu attēla apgabalu, bet tas pats objekts, nonākot tuvāk, var aizņemt lielāko attēla daļu. Tas rada grūtības standarta konvolūcijas tīklam, kur neironiem dažādos slāņos ir fiksēts uztverošā lauka izmērs, kā noteikts ievades attēlam. Parasts tīkls var būt labs objektu detektors noteiktā mērogā, taču pretējā gadījumā tos var palaist garām.



Attēls 6: Inception bloks



Attēls 7: Inception tīkla piemērs

Lai atrisinātu šo problēmu, Szegedy et al ierosināja jaunu arhitektūru: tādu, kas sastāv no Inception blokiem. Inception bloks sākas ar kopīgu ievadi un pēc tam sadala to dažādos paralēlos ceļos (vai torņos). Katrs ceļš satur vai nu konvolūcijas slāņus ar dažāda izmēra filtru, vai arī apvienošanas slāni. Tādā veidā vieniem un tiem pašiem ievades datiem tiek izmantoti dažādi uztverošie laukus. Inception bloka beigās dažādu ceļu izejas tiek savienotas.

1.3 PyTorch vide

PyTorch ir optimizēta mašīnmācīšanas bibliotēka, kura atvieglo darbu gan ar procesoru (CPU), gan ar videokārti (GPU). Programēšanas valoda ir Python.

Modeļa definēšanas piemērs PyTorch vidē:

```
class Model(Module):
   def __init__(self):
      super().__init__()

      self.layers = Sequential(
         Linear(in_features=13, out_features=10, device=device),
         Tanh(),
         Linear(in_features=10, out_features=5, device=device),
         LeakyReLU(),
         Linear(in_features=5, out_features=1, device=device)
      )

   def forward(self, x):
      y_prim = self.layers.forward(x)

      return y_prim
```

PyTorch Datasets vs TFRecord ar dažiem piemēriem
Atšķirības starp frameworks

Datu ielādes process

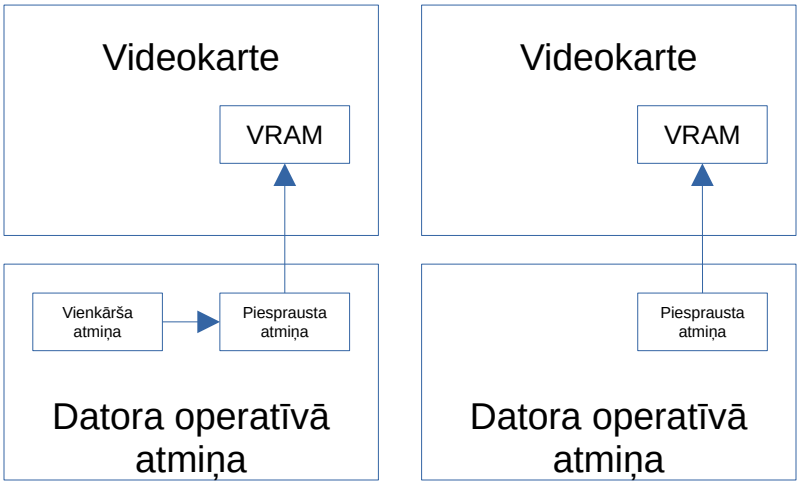
Datu ielādes process sastāv no datu kopas (Dataset) un datu ielādēja (DataLoader) klasēm. Dataset klase ir atbildīga par datu kopas izmēra noteikšanu caur **__len__()** metodi un pēc indeksa izvēlēta ieraksta atgriešanu caur **__getitem__(index)** metodi. Pašus datus var lejupielādēt no tīmekļa, vai ielādēt no diska inicializācijas solī.

```
class CustomDataset(torch.utils.data.Dataset):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.x = [1, 2, 3, 4, 5, 6]
        self.y = [0, 1, 0, 1, 0, 1]

    def __getitem__(self, index):
        return self.x[index], self.y[index]

    def __len__(self):
        return len(self.x)
```

Pēc datu kopas definīcijas un inicializācijas to sadala uz apmācīšanas un pārbaudes kopām. Tālāk katru no tām padod datu ielādejiem. Tālāk darbs notiek ar datu ielādejiem.

```
data_loader_train = torch.utils.data.DataLoader(
    dataset=dataset_train,
    batch_size=BATCH_SIZE,
    shuffle=True,
    pin_memory=USE_CUDA,
    num_workers=WORKER_COUNT
)
```

Jo lielāka datu kopa ir, jo lielāki vajadzīgi: operatīva atmiņa (RAM), operatīva atmiņa videokartē (VRAM), kā arī vieta uz cieta diska. Un jo lielāki dati, jo vairāk tie pārvietosies no diska uz RAM un pēc tam uz VRAM.
Gadījumos, kad RAM/VRAM nav pietiekoši daudz, var izmantot **batch_size** lai vienlaikus ielādētu tikai noteikto datu eksemplāru skaitu. Lai paātrinātu datu ieladi, var arī izmantot **pin_memory=True**, lai datus ielādētu “piespraustā” CUDA atmiņā bez vienkāršas atmiņas starpniecības.



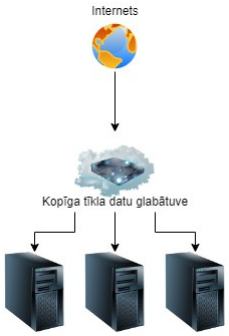
Attēls 8: "Piespraustas atmiņas" darbības īpašiba

Gadījumā, ja datu partijas ielāde aizņem vairāk laika nekā to izmantošana apmācībai, tad to var ielādēt paralēli vairākos procesos (**num_workers**).

2 Metodoloģija

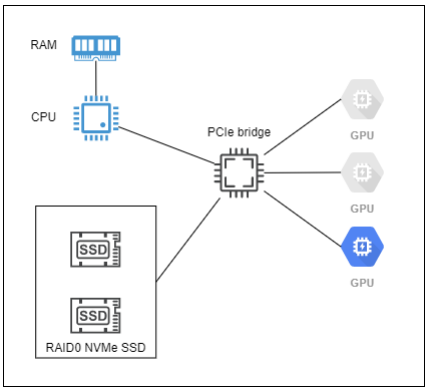
2.1 Sistēmas arhitektūra

Sākumdati tiek ielādēti uz kopīgo tīkla datu glabātuvi, no kurienes pēc tam katrs serveris varēs pieprasīt savu daļu un pat laicīgi saglabāt pie sevis, lai neterēt laiku dārgām tīkla operācijām. Sākumdatu ielādes ietvaros var uzreiz centrālizēti un vienu reizi var uztaisīt visas vajadzīgas attēlu transformācijas un rezultātu saglabāt piemērotākā formātā.



Attēls 9: Augstā līmeņa arhitektūra

Piemēram attēlu samazināto versiju priekšsagatavošana kopējā vietā var samazināt datu pārraidi, paātrināt datu piegādi un ieekonomēt diska vietu apmācīšanas serveros. Kā arī izslēgt atkārtotas operācijas katrā epohā, paātrinot apmācīšanas procesu.



Attēls 10: Asevišķa servera arhitektūra

Šīs darbs apraksta datu ielādi viena servera ietvaros ar vienu videokārti.

2.2 Attēlu formāti

Attēlus var glabāt gan rastra, gan vektora formātā. Vektora formāti labāk piemēroti mazāk detalizēto attēlu definīcijai un nodrošinā ļoti kvalitātīvu attēla izmēra merogošanas iespēju. Bet jo vairāk attēlam

detalizācijas, jo vairāk laika aizņem to ielāde un atspoguļošana, salīdzinot ar rastra attēliem. Tālāk tiks apskatīti tikai rastra formāti.

Palielinoties attēlu izšķirtspējai, rastra attēliem sāk augt arī datu izmērs un tas rada problēmu ar to glabāšānu un ielādes laiku. Līdz ar to tika ieviesta kompressija, kas samazina datu izmēru. Eksistē gan kompressija ar datu zaudējumiem, gan bez. Gandrīz vienmēr kompressija ar zaudējumiem samazina datu izmēru krietni labāk un pie tam nevienmēr zaudējumus var redzēt, vai tie kaut ko ietekmē. Ta pati kompressija bez zaudējumiem tiek arī pielietota failu arhivēšanas formātos.

2.2.1 BMP

8 biti

2.2.2 PNG

1, 2, 4, 8, vai 16 biti.

2.2.3 TIFF

Gan 16, gan 8 biti.

2.2.4 JPEG

8 biti

JPEG2000

8 biti

2.2.5 WebP

8 biti

Salīdzinājums uz 9504x6336 pikseļu attēla piemēra. Visas versijas tika saglabātas iekš Adobe Photoshop v23.4.1, konvertējot no oriģināla.

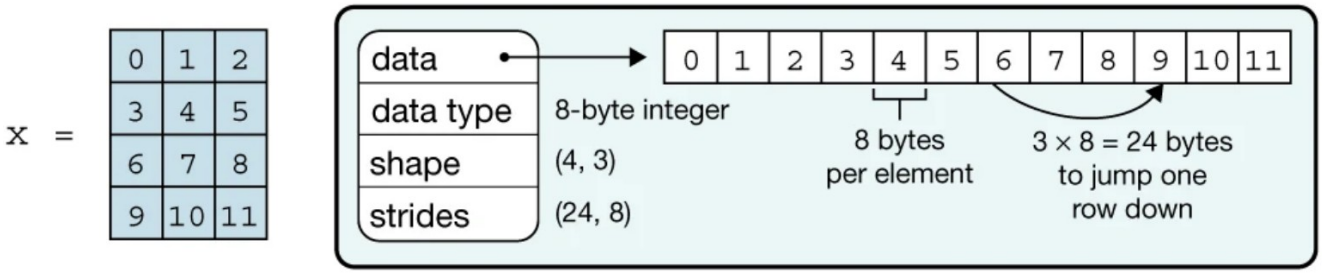
Formāts	Biti	Kvalitāte / kompressija	Izmērs
BMP	8	100% / nav	172 MB
PNG	8	100% / maksimums	53.1 MB
PNG	16	100% / maksimums	241 MB
TIFF	8	100% / nav	172 MB
TIFF	8	100% / lzw	55 MB
TIFF	8	100% / zip	52 MB
TIFF	16	100% / nav	344 MB

TIFF	16	100% / lzw	353 MB
TIFF	16	100% / zip	282 MB
JPEG	8	maksimums	19.5 MB
JPEG	8	minimums	1.01 MB
JPEG2000	8	100% lossless	191 MB
JPEG2000	8	maksimums lossy	41.2 MB
JPEG2000	8	50% lossy	96 MB
JPEG2000	8	minimums lossy	1.98 MB
WebP	8	100% lossless	37.9 MB
WebP	8	maksimums lossy	2.03 MB
WebP	8	minimums lossy	236 KB

2.3 Datu formāti

2.3.1 NumPy masīvs

NumPy masīvs ir datu struktūra, kas efektīvi glabā daudzdimensionālus masīvus (tenzorus) operatīvājā atmiņā un ļauj efektīvi apstrādāt tos ar centrālprocesora (CPU) palīdzību. NumPy masīvs iekļauj sevī norādi uz atmiņu, kur glabājas dati, kā arī datu tipu, datu “formu” un “soļus”.



Attēls 11: NumPy masīva iekšeja struktūra

2.3.2 HDF5

HDF5 formātu var uzskatīt par failu sistēmu, kas ietverta un aprakstīta vienā failā. Vienā HDF5 failā varat saglabāt līdzīgu datu kopu, kas sakārtota tādā pašā veidā, kā faili un mapes sakārtoti datorā. Tomēr HDF5 failā "direktorijias", sauc par grupām, un “failus” sauc par datu kopām.

- **Grupa:** Direktorijas tipa elements iekš HDF5 faila kas var ietvērt sevī citas grupas vai datu kopas.
- **Datu kopa:** Faktiskie dati, kas ietverti HDF5 failā. Datu kopas bieži tiek glabātas (nav obligāti) grupās.

Hierarhiskais datu formats tiek domāts liela apjoma datu glabāšanai un organizēšanai. Hierarhijas tiek definētas POSIX-veida sintakša veidā, piemēram “/path/to/dataset”.

2.3.3 Zarr

Zarr ir moderna alternatīva NumPy-veidīgo N-dimensionālo masīvu glabāšanai atmiņā, uz diska, ZIP arhīvā, AWS S3 glabātuvē vai atslēg-vērtību datubāzē. Zarr funkcionālitāti var arī paplašināt ar citu glabātuvi. Tā atbalsta paralēlo lasīšanu un rakstīšanu no dažādiem procesiem. Datu masīvus var organizēt hierarhijās. Tāpat kā HDF5 ir iespēja definēt datu gabala izmēru, ka arī kompresēt datu gabalus, pielagojot to efektīvakai lasīšanai. Šī metode ir noderīga datu lasīšanai no tīkla.

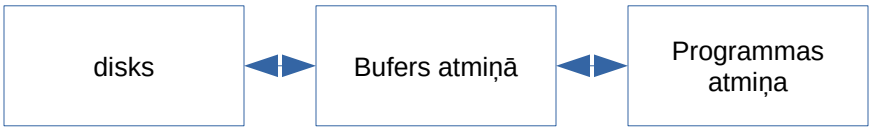
2.4 Datu ielādes metodes

2.4.1 Failu metode

Šī ir visvienkāršā metode. Notiek tikai lejupielādēto datu saglabāšana failos uz cietā diska failu sistēmas, no kuras pēc tam notiks ielāde. Bildes tiks iepriekš pārveidotas (samazinātas, apgrieztas) lai netērētu laiku un resursus transformācijai katrā epohā no jauna.

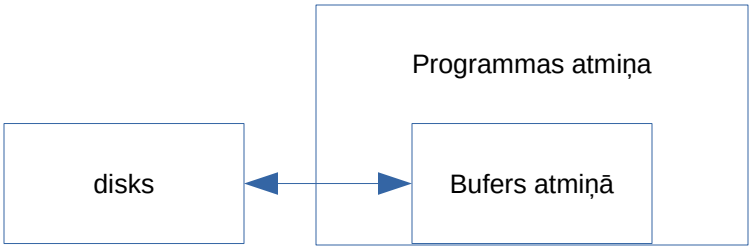
2.4.2 Numpy mmap

Mmap (memory map) funkcionālitāte ļauj programatūrai interpretēt saturu uz diska kā saturu operātīvajā atmiņā. Bez **mmap()** faila ielāde notiek šādi:



Attēls 12: Parastais datu ielādes princips

Kad programma lasa faila saturu, operētājsistēma vispirms ielāde to saturu buferā pa daļām (lapām) un pēc tam programmas atmiņā. Ja fails ir lielāki par brīvas operatīvās atmiņas apjomu, tad operētājsistēma sāks izspiest datus uz mijmaiņas failu, ja tāds vispār ir. Tas krietni palēninās visas sistēmas ātrdarbību. Ja mijmaiņas faila nav, vai pat tājā vieta izbeidzās, tad apstās kādu programmu, kura mēģinās tājā brīdī pieprāsīt vairāk atmiņas.



Attēls 13: mmap() darbības princips

Mmap() gadījumā bufers tiek iebūvēts programmas atmiņā, izslēdzot lieko datu parraides soli.

Metodei ir arī trūkumi:

- Datiem jāatrodas uz cietā diska lokāli, tie nevar atrasties attālinātos resursos. (Tomēr ir daži risinājumi, lai pieslēgtu attālinātus resursus kā lokālus)
- N-dimensionālo masīvu griezumi var krietni palielināt lasījumu skaitu no diska.

2.4.3 CuPy mmap

CuPy ir atverta koda bibliotēka darbam ar masīviem priekš GPU-paātrinātiem sklaitļošanas uzdevumiem ar Python programēšanas valodas palīdzību un ir līdzīga NumPy. CuPy izmanto CUDA rīku komplekta bibliotēkas, tādas kā cuBLAS, cuRAND, cuSOLVER, cuSPARSE, cuFFT, cuDNN un NCCL lai pilnībā izmantotu GPU arhitektūru.[6] Tā ielādē datu masīvu uz VRAM un tiek paziņots, ka PyTorch var izmantot to bez liekas datu pārraides caur DLPack[7].

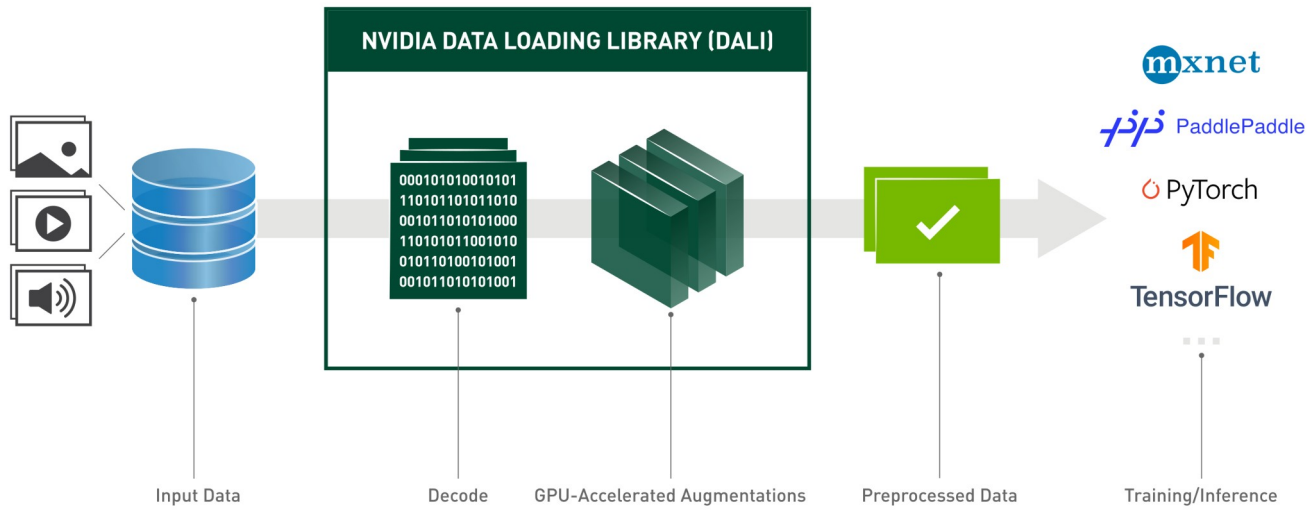
2.4.4 Nvidia DALI + Nvidia GPUDirect Storage

The NVIDIA Data Loading Library (DALI) is a library for data loading and pre-processing to accelerate deep learning applications. It provides a collection of highly optimized building blocks for loading and processing image, video and audio data. It can be used as a portable drop-in replacement for built in data loaders and data iterators in popular deep learning frameworks.

Deep learning applications require complex, multi-stage data processing pipelines that include loading, decoding, cropping, resizing, and many other augmentations. These data processing pipelines, which are currently executed on the CPU, have become a bottleneck, limiting the performance and scalability of training and inference.

DALI addresses the problem of the CPU bottleneck by offloading data preprocessing to the GPU. Additionally, DALI relies on its own execution engine, built to maximize the throughput of the input pipeline. Features such as prefetching, parallel execution, and batch processing are handled transparently for the user.

In addition, the deep learning frameworks have multiple data pre-processing implementations, resulting in challenges such as portability of training and inference workflows, and code maintainability. Data processing pipelines implemented using DALI are portable because they can easily be retargeted to TensorFlow, PyTorch, MXNet and PaddlePaddle.



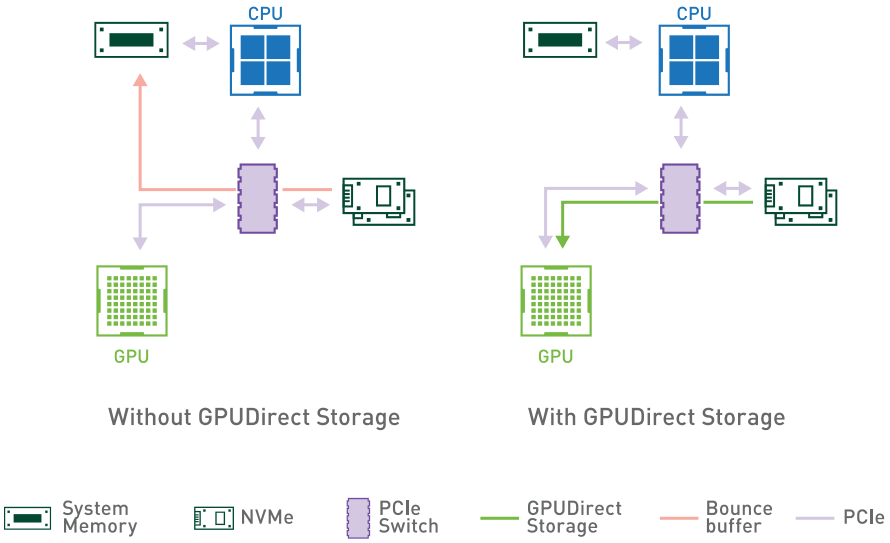
Attēls 14: Nvidia DALI pielietojuma shēma

Nvidia DALI īpatnības:

- Viegli izmantojama funkcionāla stila Python API.
- Dažādu datu formātu atbalsts - LMDB, RecordIO, TFRecord, COCO, **JPEG**, JPEG 2000, WAV, FLAC, OGG, H.264, VP9 un HEVC.
- Pārnesamā starp populārām dziļas mācīšanas bibliotēkām: TensorFlow, **PyTorch**, MXNet, PaddlePaddle.
- Atbalsta operāciju izpildi gan centrālprocesorā (CPU), gan videokartes procesorā (GPU).
- Scalable across multiple GPUs.
- Flexible graphs let developers create custom pipelines.
- Extensible for user-specific needs with custom operators.
- Accelerates image classification (ResNet-50), object detection (SSD) workloads as well as ASR models (Jasper, RNN-T).
- Atbalsa taisnu datu pārraidi starp krātuvi un videokartes atmiņu ar GPUDirect Storage palīdzību.
- Easy integration with NVIDIA Triton Inference Server with DALI TRITON Backend.
- Atvērts kods

Galvenā problēma visām iepriekšejām metodēm ir tas, ka dati tiek ielādēti no diska caur CPU uz RAM, dažreiz ar dažādu buferu palīdzību notiek “lieka” datu kopēšana RAM ietvaros un tikai tad dati tiek

pārvietoti uz videoatmiņu. Nvidia piedavā savu datu ielādes mehānismu caur CUDA funkcionālitāti, kas ļauj ielādēt datus no diska pa tiešo uz videoatmiņu. Galvenais nosacījums ir: Operētājsistēmai ir jābūt Linux 5.4, videokārtei no Nvidia ar CUDA 10.1+ atbalstu, un gan diskam, gan videokartei ir jāstrāda caur PCI Express kopni[8].



Attēls 15: Datu ielādes principu salīdzinājums

Ir līdzīga funkcionālitāte no Microsoft – DirectStorage API[9], kas cenšas paveikt to pašu pie nosacījuma, ka programatūra strāda uz Windows 11 ar Direct3D un iekārtas tiek pieslēgtas PCI Express kopnei. Kāmēr citas metodes vairāk risinā datu izmēra un glābāšanas problēmas, DirectStorage rīki mēģina innovatīvi atrisināt tieši datu ielādes ātruma problēmas. Lai veiksmīgi to paveiktu, datiem jābūt iepriekš sagatavotiem darbam ar videokārti, lai nevajadzētu iesaistīt centrālprocesoru.

Nvidia datu ielādes bibliotēka (DALI) ir pārnēsājama, atvērtā koda bibliotēka attēlu, video un runas dekodēšanai un papildināšanai, lai paātrinātu dziļas mācīšanās lietojumprogrammas. DALI samazina latentumu un apmācības laiku, mazinot vājās vietas, pārklājot apmācību un iepriekšēju apstrādi. Tas nodrošina iebūvēto datu ielādētāju un datu iteratoru nomaiņu populārajās dziļās apmācības ietvaros, lai tos varētu viegli integrēt vai atkārtoti atlasīt dažādās sistēmās[10].

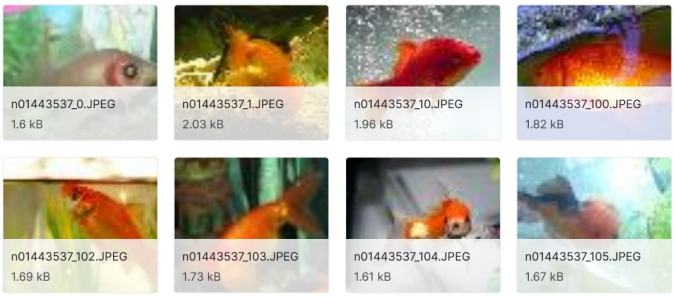
2.5 Datu kopas

2.5.1 CIFAR10

Attēls 16: CIFAR-10 datu kopnes attēlu piemērs

CIFAR-10 datukopa satur 60 tūsktošus 32x32 krāsainas bildes, kuras ir sadalītas 10 klasēs, katrai klasei atbils 6000 bildes. Datukopa ir sadalīta uz 50000 bildēm apmācībai un 10000 bildēm pārbaudei.
8bit jpeg, Vidējais izmērs, min, max, median

2.5.2 Tiny ImageNet



Attēls 17: Tiny ImageNet datu kopnes attēlu piemērs

Šī datu kopa satur 100000 krāsainus attēlus, sadalītus 200 klasēs (pa 500 attēliem priekš katrai klasei) un samazinātus līdz 64x64 pikseļiem. Katra klase satur 500 apmācības, 50 validācijas un 50 testa attēlus.

8bit jpeg, Vidējais izmērs, min, max, median

2.5.3 Attēli ar cilvēkiem medicīniskās maskās

Attēls 18: "People wearing masks" datu kopnes attēlu piemērs

Tā ir salīdzinoši augstas izšķirtspējas datu kopa (79698 failu, 165 GB apjomā), kuras attēli tiks samazināti un apgriezti līdz kopējam 512x512 izmēram.

8bit jpeg, Vidējais izmērs, min, max, median

2.6 Testēšanas protokols

Datorsistēmas konfigurācija

CPU: AMD Ryzen Threadripper 2950X

GPU: Nvidia RTX A4000 16GB (PCIe 3.0 x8 slotā)

RAM: 4 kanālu 64GB (8x8) DDR4 3200MHz @2933MHz

SSD: Samsung 970 EVO Plus 4TB (NVME, 2x2TB RAID 0)

Programatūras konfigurācija

Operētājsistēma: Ubuntu 20.04 / Linux 5.4

Python: 3.10.4

PyTorch: 1.12.0.dev20220424+cu116

Katrai metodei nepieciešams izmērīt:

- Kopējais apmācības laiks
- Vidējais epohas laiks
- Vidējais epohas datu ielādes laiks
- Maksimālais RAM patēriņš
- Maksimālais VRAM patēriņš
- GPU noslodze
- CPU noslodze

3 Rezultāti

Datu ielādes metodes PRET datu kopām tabulās.

4 Tālākie pētījumi

5 Secinājumi

6 Bibliogrāfija

[1] I. Vasilev, D. Slater, G. Spacagna, P. Roelants, un V. Zocca, *Python deep learning: exploring deep learning techniques and neural network architectures with PyTorch, Keras, and TensorFlow*, Second edition. Birmingham Mumbai: Packt Publishing Limited, 2019.

[2] N. Buduma un N. Locascio, *Fundamentals of deep learning: designing next-generation machine intelligence algorithms*, First edition. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2017.

[3] "Binary crossentropy loss function | Peltarion Platform". https://peltarion.com/knowledge-center/documentation/modeling-view/build-an-ai-model/loss-functions/binary-crossentropy (skatīts 2022. gada 19. aprīlī).

[4] C. Albon, *Machine learning with Python cookbook: practical solutions from preprocessing to deep learning*, First edition. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2018.

[5] C. C. Aggarwal, *Neural networks and deep learning: a textbook*. Cham, Switzerland: Springer, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-94463-0.

[6] "CuPy", *CuPy*. https://cupy.dev/ (skatīts 2022. gada 19. aprīlī).

[7] *DLPack: Open In Memory Tensor Structure*. Distributed (Deep) Machine Learning Community, 2022. Skatīts: 2022. gada 19. aprīlī. [Tiešsaiste]. Pieejams: https://github.com/dmlc/dlpack

[8] "NVIDIA Magnum IO GPUDirect Storage Overview Guide". http://docs.nvidia.com/gpudirect-storage/overview-guide/index.html (skatīts 2022. gada 20. aprīlī).

[9] "DirectStorage API Now Available on PC", *DirectX Developer Blog*, 2022. gada 14. martā. https://devblogs.microsoft.com/directx/directstorage-api-available-on-pc/ (skatīts 2022. gada 20. aprīlī).

[10] "DALI", *NVIDIA Developer*, 2019. gada 5. martā. https://developer.nvidia.com/dali (skatīts 2022. gada 20. aprīlī).