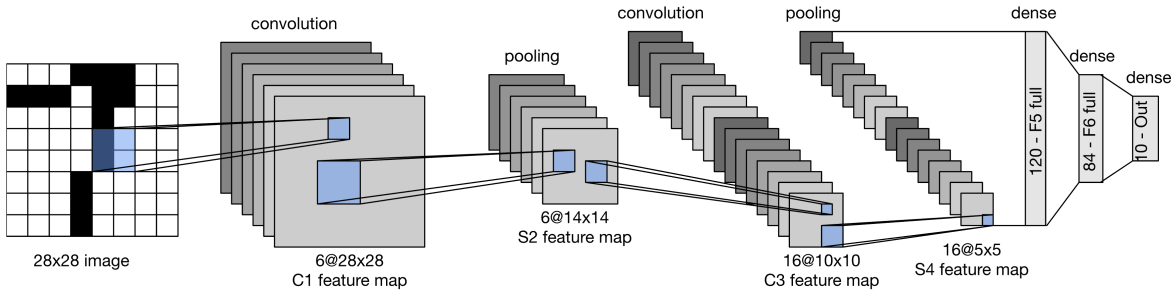
AI VIET NAM – COURSE 2023

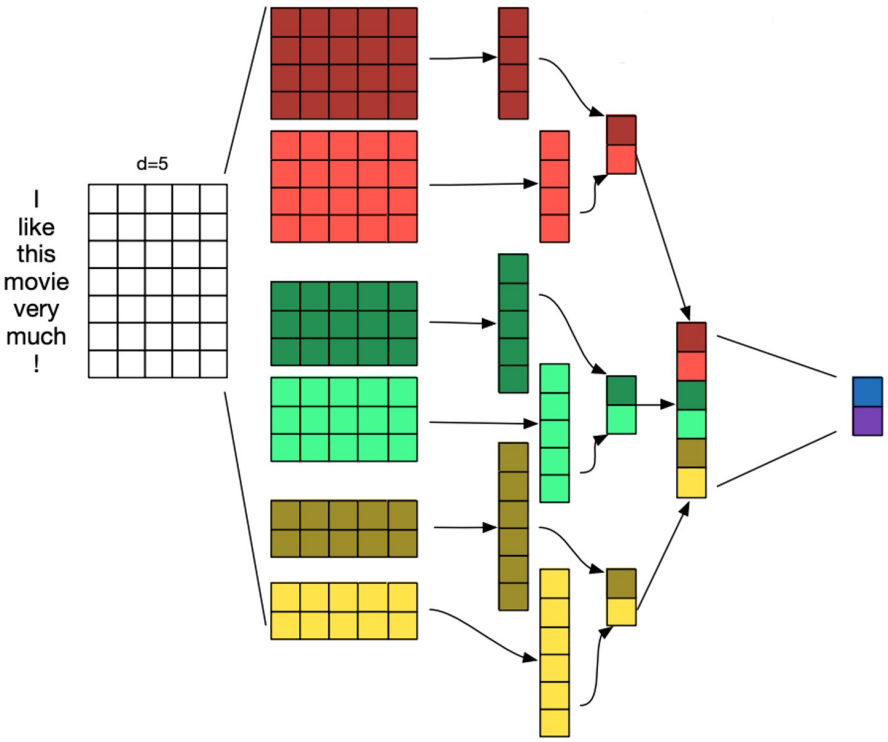
Exercise: Convolutional Neural Network

Ngày 6 tháng 11 năm 2023

Phần 1. Giới thiệu



Hình 1: Mô hình LeNet cho bài toán phân loại ảnh trên bộ dữ liệu MNIST.



Hình 2: Mô hình TextCNN cho bài toán phân loại văn bản trên bộ dữ liệu NTC-SCV.

Trong xử lý ảnh, mỗi ảnh có hàng ngàn pixels, mỗi pixel được xem như 1 feature, vậy nếu như một bức ảnh có kích thước 1000 * 1000, thì sẽ có 1.000.000 features. Với normal feed-forward neural networks, mỗi layer là full-connected với previous input layer. Trong normal feed-forward neural network, với mỗi layer, có 1.000.000 pixels, mỗi pixel lại kết nối full-connected với 1.000.000 pixels ở layer trước, tức sẽ có 10^{12} tham số. Đây là còn số quá lớn để có thể tính được vào thời điểm đó, bởi vì với mô hình có nhiều tham số, sẽ dễ bị overfitted và cần lượng lớn data cho việc training, ngoài ra còn cần nhiều memory và năng lực tính toán cho việc training và prediction.

Vì vậy, sự ra đời CNN giúp xây dựng các model giải quyết hiệu quả với dữ liệu ảnh. Có 2 đặc tính của image hình thành nên cách hoạt động của CNN trên image, đó là feature localization và feature independence of location.

Feature localization: mỗi pixel hoặc feature có liên quan với các pixel quanh nó.

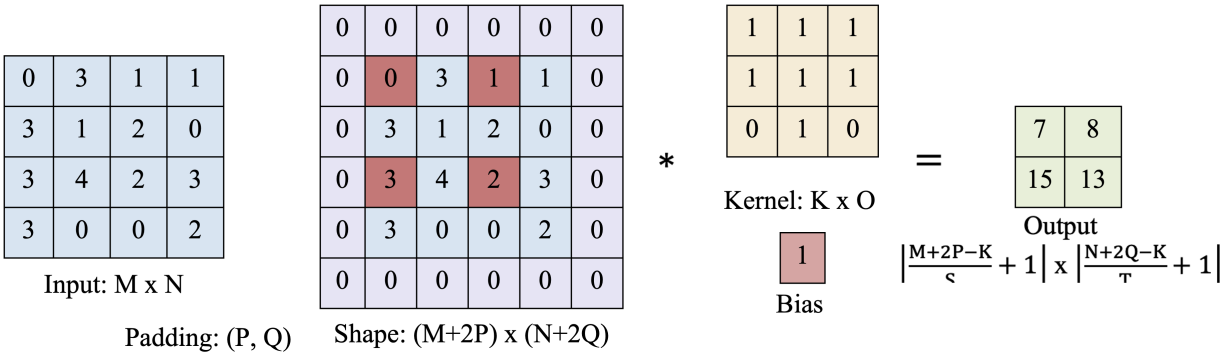
Feature Independence of location: mỗi feature dù nó có nằm ở đâu trong bức ảnh, thì nó vẫn mang giá trị của feature đó. CNN xử lý vấn đề có quá nhiều tham số với Shared parameters (feature independence of location) của Locally connected networks (feature loclization), được gọi là Convolution Net.

Locally connected layer: Trong hidden layer đầu tiên, mỗi node sẽ kết nối tới một cụm nhỏ pixels của input image chứ không phải toàn bộ image, gọi là small portion. Theo cách này, ta sẽ có ít kết nối hơn, vì thế ít tham số hơn giữa input và hidden layer đầu tiên.

Shared parameters: Có nhưng khu vực, mà việc tìm ra feature là giống nhau về cách làm, vì vậy ta có thể dùng chung bộ parameter, trong hình trên là phía phải bên trên và phía trái bên dưới. Tức ta chia sẻ bộ parameter giữa những vị trí khác nhau trong bức ảnh.

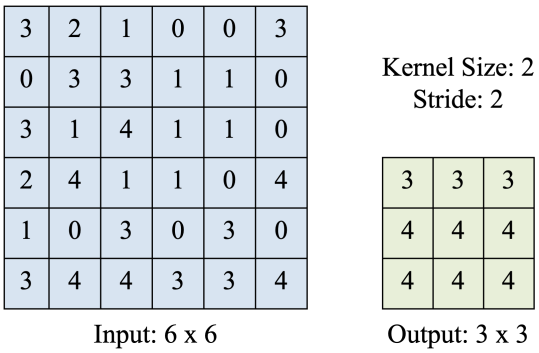
CNN có 3 thành phần chính:

- Convulution layer: gồm Filter, Padding và Stride. Filter là locally connected network, mỗi filter (kernel) sẽ học được nhiều feature trong images. Ma trận ảnh đầu vào có thể sẽ được padding thêm các giá trị padding index vào ngoài các hàng và các cột. Mỗi filter sẽ di chuyển quanh bức ảnh với bước nhảy được cấu hình trước là Stride.

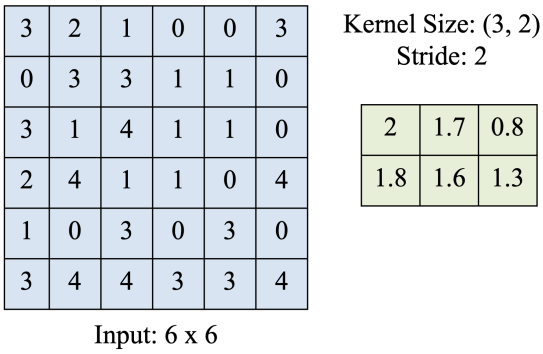


Hình 3: Convolutional Operation, Filter, Padding, Stride.

- Pooling layer: bao gồm max-pooling và average-pooling layer tương ứng. Max-pooling layer chọn giá trị lớn nhất từ cửa sổ tính toán, còn Average-pooling layer sẽ tính giá trị trung bình của các giá trị mỗi kernel.

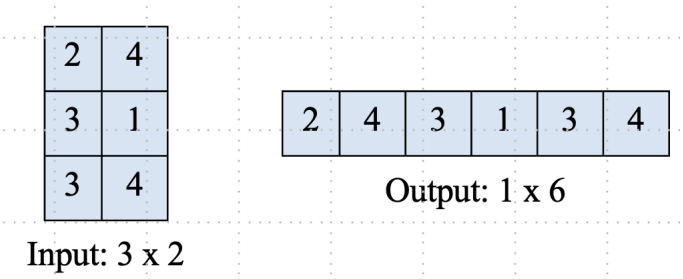


Hình 4: Max Pooling.



Hình 5: Average Pooling.

- Fully-connected layer: flatten convolution layer cuối cùng duỗi các ma trận nhiều chiều trong ảnh và fully connect neuron cho output layer.

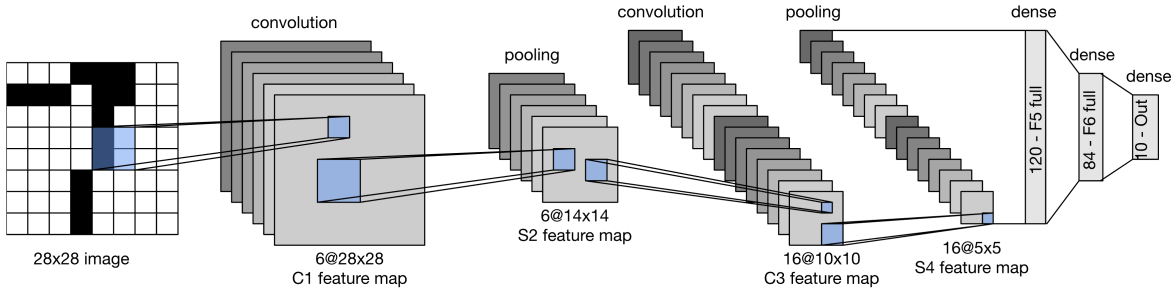


Hình 6: Flatten Layer.

Phần 2. Thực hành

2.1. Phân loại hình ảnh

Phần này chúng ta xây dựng mô hình phân loại cho dữ liệu ảnh và văn bản sử dụng mạng CNN. Một trong những mô hình mạng CNN đầu tiên và nổi bật đó là NeNet được mô tả như hình sau:



Hình 7: LeNet Model.

2.1.1. Bộ dữ liệu MNIST

Đầu tiên, mô hình phân loại văn bản sử dụng LeNet được xây dựng trên tập dữ liệu phân loại chữ số MNIST, với 70.000 ảnh và nhãn tương ứng thuộc 10 classes từ 0 đến 9.

1. Tải về bộ dữ liệu

```
# Import libs
import os
import random
import numpy as np

import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
import torch.nn.functional as F
import torch.utils.data as data

import torchvision.transforms as transforms
import torchvision.datasets as datasets

from torchsummary import summary

import matplotlib.pyplot as plt
from PIL import Image

ROOT = './data'
train_data = datasets.MNIST(
    root=ROOT,
    train=True,
    download=True
)
test_data = datasets.MNIST(
    root=ROOT,
    train=False,
    download=True
    )
```

2. Tiền xử lý dữ liệu

- Chia tỉ lệ các tập training: validation = 0.9 : 0.1
- Chuẩn hoá dữ liệu và chuyển sang tensor sử dụng torchvison.transform

```
# split training: validation = 0.9 : 0.1
VALID_RATIO = 0.9

n_train_examples = int(len(train_data) * VALID_RATIO)
n_valid_examples = len(train_data) - n_train_examples

train_data, valid_data = data.random_split(
    train_data,
    [n_train_examples, n_valid_examples]
)

# compute mean and std for normalization
mean = train_data.dataset.data.float().mean() / 255
std = train_data.dataset.data.float().std() / 255

train_transforms = transforms.Compose([
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[mean], std=[std])
])
test_transforms = transforms.Compose([
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[mean], std=[std])
])

train_data.dataset.transform = train_transforms
valid_data.dataset.transform = test_transforms

# Create dataloader

BATCH_SIZE = 256

train_dataloader = data.DataLoader(
    train_data,
    shuffle=True,
    batch_size=BATCH_SIZE
)

valid_dataloader = data.DataLoader(
    valid_data,
    batch_size=BATCH_SIZE
)
```

3. Xây dựng mô hình LeNet

```
class LeNetClassifier(nn.Module):
    def __init__(self, num_classes):
        super().__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(
            in_channels=1, out_channels=6, kernel_size=5, padding='same'
        )
        self.avgpool1 = nn.AvgPool2d(kernel_size=2)
        self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels=6, out_channels=16, kernel_size=5)
        self.avgpool2 = nn.AvgPool2d(kernel_size=2)
        self.flatten = nn.Flatten()
        self.fc_1 = nn.Linear(16 * 4 * 4, 120)
        self.fc_2 = nn.Linear(120, 84)
        self.fc_3 = nn.Linear(84, num_classes)
```

```
    def forward(self, inputs):
        outputs = self.conv1(inputs)
        outputs = self.avgpool1(outputs)
        outputs = F.relu(outputs)
        outputs = self.conv2(outputs)
        outputs = self.avgpool2(outputs)
        outputs = F.relu(outputs)
        outputs = self.flatten(outputs)
        outputs = self.fc_1(outputs)
        outputs = self.fc_2(outputs)
        outputs = self.fc_3(outputs)
        return outputs
```

4. Huấn luyện mô hình

```
# Training function
def train(model, optimizer, criterion, train_dataloader, device, epoch=0, log_interval=50):
    model.train()
    total_acc, total_count = 0, 0
    losses = []
    start_time = time.time()

    for idx, (inputs, labels) in enumerate(train_dataloader):
        inputs = inputs.to(device)
        labels = labels.to(device)

        optimizer.zero_grad()

        predictions = model(inputs)

        # compute loss
        loss = criterion(predictions, labels)
        losses.append(loss.item())

        # backward
        loss.backward()
        torch.nn.utils.clip_grad_norm_(model.parameters(), 0.1)
        optimizer.step()
        total_acc += (predictions.argmax(1) == labels).sum().item()
        total_count += labels.size(0)
        if idx % log_interval == 0 and idx > 0:
            elapsed = time.time() - start_time
            print(
                "| epoch {:3d} | {:5d}/{:5d} batches "
                "| accuracy {:8.3f}".format(
                    epoch, idx, len(train_dataloader), total_acc / total_count
                )
            )
            total_acc, total_count = 0, 0
            start_time = time.time()

    epoch_acc = total_acc / total_count
    epoch_loss = sum(losses) / len(losses)
    return epoch_acc, epoch_loss

# Evaluation function
def evaluate(model, criterion, valid_dataloader):
    model.eval()
    total_acc, total_count = 0, 0
```

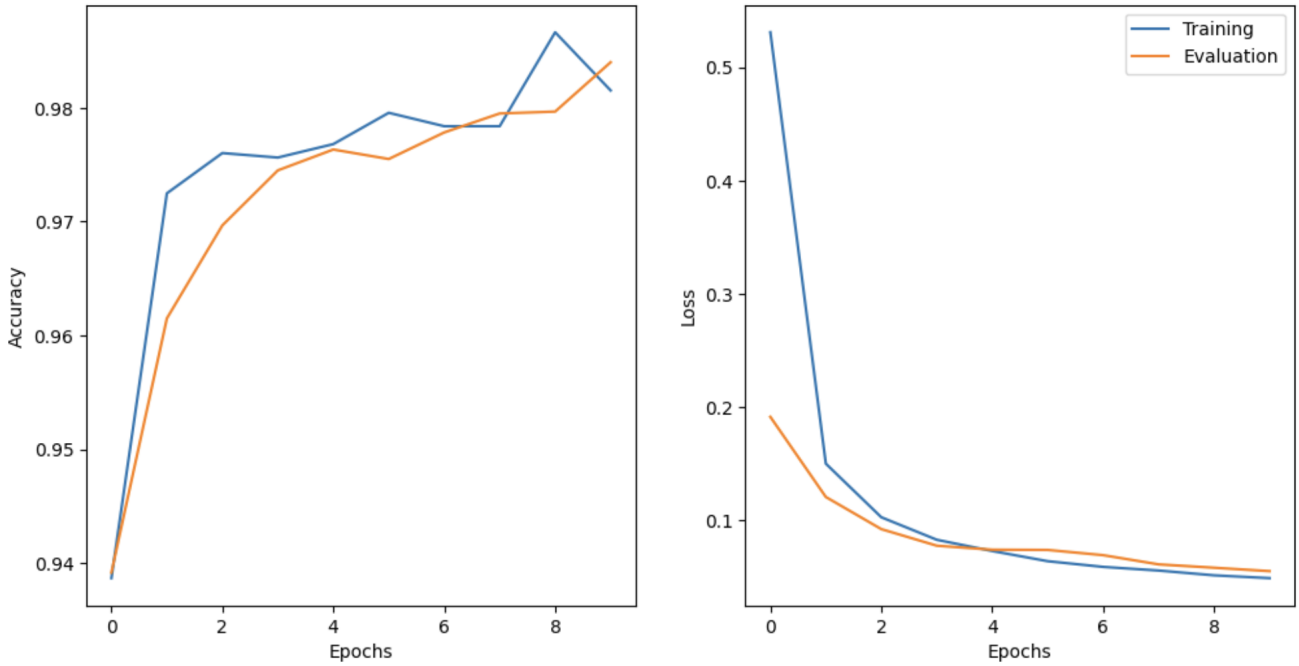
```
    losses = []

    with torch.no_grad():
        for idx, (inputs, labels) in enumerate(valid_dataloader):
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)

            predictions = model(inputs)

            loss = criterion(predictions, labels)
            losses.append(loss.item())

            total_acc += (predictions.argmax(1) == labels).sum().item()
            total_count += labels.size(0)

    epoch_acc = total_acc / total_count
    epoch_loss = sum(losses) / len(losses)
    return epoch_acc, epoch_loss
```

- Training:

```
num_classes = len(train_data.dataset.classes)

device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')

lenet_model = LeNetClassifier(num_classes)
lenet_model.to(device)

criterion = torch.nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(lenet_model.parameters())

num_epochs = 10
save_model = './model'

train_accs, train_losses = [], []
eval_accs, eval_losses = [], []
best_loss_eval = 100

for epoch in range(1, num_epochs+1):
    epoch_start_time = time.time()
    # Training
    train_acc, train_loss = train(lenet_model, optimizer, criterion, train_dataloader,
     device, epoch)
    train_accs.append(train_acc)
    train_losses.append(train_loss)

    # Evaluation
    eval_acc, eval_loss = evaluate(lenet_model, criterion, valid_dataloader)
    eval_accs.append(eval_acc)
    eval_losses.append(eval_loss)

    # Save best model
    if eval_loss < best_loss_eval:
        torch.save(lenet_model.state_dict(), save_model + '/lenet_model.pt')

    # Print loss, acc end epoch
    print("-" * 59)
    print(
        "| End of epoch {:3d} | Time: {:5.2f}s | Train Accuracy {:8.3f} | Train Loss
   {:8.3f} "
        "| Valid Accuracy {:8.3f} | Valid Loss {:8.3f} ".format(
```

```
            epoch, time.time() - epoch_start_time, train_acc, train_loss, eval_acc, eval_loss
        )
    )
    print("-" * 59)

    # Load best model
    lenet_model.load_state_dict(torch.load(save_model + '/lenet_model.pt'))
    lenet_model.eval()
```

- Accuracy và Loss:



Hình 8: Accracy và Loss trên tập training và validation.

5. Đánh giá mô hình trên tập test

- Đánh giá độ chính xác trên tập test

```
test_data.transform = test_transforms
test_dataloader = data.DataLoader(
    test_data,
    batch_size=BATCH_SIZE
)
test_acc, test_loss = evaluate(lenet_model, criterion, test_dataloader)
test_acc, test_loss
```

- Kết quả độ chính xác trên tập test là 98

2.1.2. Bộ dữ liệu Cassava Leaf Disease

Trong phần này chúng ta xây dựng mô hình phân loại cho bộ dữ liệu Cassava Leaf Disease với các ảnh được gán nhãn và phân loại vào 5 lớp.

Hình 9: Bộ dữ liệu Cassava Leaf Disease.

1. Tải về bộ dữ liệu

```
!wget --no-check-certificate https://storage.googleapis.com/emcassavadata/
    cassavaleafdata.zip \
                -O /content/cassavaleafdata.zip
!unzip /content/cassavaleafdata.zip

# Import libs
import os
import random
import numpy as np

import torch
```

```
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
import torch.nn.functional as F
import torch.utils.data as data

import torchvision.transforms as transforms
import torchvision.datasets as datasets

from torchsummary import summary

import matplotlib.pyplot as plt
from PIL import Image
```

2. Tiền xử lý dữ liệu

```
data_paths = {
    'train': './train',
    'valid': './validation',
    'test': './test'
}

# load image from path
def loader(path):
    return Image.open(path)

img_size = 150
train_transforms = transforms.Compose([
    transforms.Resize((150, 150)),
    transforms.ToTensor(),
])

train_data = datasets.ImageFolder(
    root=data_paths['train'],
    loader=loader,
    transform=train_transforms
)
valid_data = datasets.ImageFolder(
    root=data_paths['valid'],
    transform=train_transforms
)
test_data = datasets.ImageFolder(
    root=data_paths['test'],
    transform=train_transforms
)
```

3. Xây dựng mô hình

```

class LeNetClassifier(nn.Module):
    def __init__(self, num_classes):
        super().__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=6, kernel_size=5, padding='
    same')
        self.avgpool1 = nn.AvgPool2d(kernel_size=2)
        self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels=6, out_channels=16, kernel_size=5)
        self.avgpool2 = nn.AvgPool2d(kernel_size=2)
        self.flatten = nn.Flatten()
        self.fc_1 = nn.Linear(16 * 4 * 4, 120)
        self.fc_2 = nn.Linear(120, 84)
        self.fc_3 = nn.Linear(84, num_classes)

    def forward(self, inputs):
```

```
        outputs = self.conv1(inputs)
        outputs = self.avgpool1(outputs)
        outputs = F.relu(outputs)
        outputs = self.conv2(outputs)
        outputs = self.avgpool2(outputs)
        outputs = F.relu(outputs)
        outputs = self.flatten(outputs)
        outputs = self.fc_1(outputs)
        outputs = self.fc_2(outputs)
        outputs = self.fc_3(outputs)
        return outputs
```

4. Huấn luyện mô hình

```
# Training function
def train(model, optimizer, criterion, train_dataloader, device, epoch=0, log_interval=50):
    model.train()
    total_acc, total_count = 0, 0
    losses = []
    start_time = time.time()

    for idx, (inputs, labels) in enumerate(train_dataloader):
        inputs = inputs.to(device)
        labels = labels.to(device)

        optimizer.zero_grad()

        predictions = model(inputs)

        # compute loss
        loss = criterion(predictions, labels)
        losses.append(loss.item())

        # backward
        loss.backward()
        torch.nn.utils.clip_grad_norm_(model.parameters(), 0.1)
        optimizer.step()
        total_acc += (predictions.argmax(1) == labels).sum().item()
        total_count += labels.size(0)
        if idx % log_interval == 0 and idx > 0:
            elapsed = time.time() - start_time
            print(
                "| epoch {:3d} | {:5d}/{:5d} batches "
                "| accuracy {:8.3f}".format(
                    epoch, idx, len(train_dataloader), total_acc / total_count
                )
            )
            total_acc, total_count = 0, 0
            start_time = time.time()

    epoch_acc = total_acc / total_count
    epoch_loss = sum(losses) / len(losses)
    return epoch_acc, epoch_loss

# Evaluation function
def evaluate(model, criterion, valid_dataloader):
    model.eval()
    total_acc, total_count = 0, 0
    losses = []

```

```
    with torch.no_grad():
        for idx, (inputs, labels) in enumerate(valid_dataloader):
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)

            predictions = model(inputs)

            loss = criterion(predictions, labels)
            losses.append(loss.item())

            total_acc += (predictions.argmax(1) == labels).sum().item()
            total_count += labels.size(0)

    epoch_acc = total_acc / total_count
    epoch_loss = sum(losses) / len(losses)
    return epoch_acc, epoch_loss
```

- Huấn luyện mô hình:

```
num_classes = len(train_data.classes)

device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')

lenet_model = LeNetClassifier(num_classes)
lenet_model.to(device)

criterion = torch.nn.CrossEntropyLoss()
learning_rate = 2e-4
optimizer = optim.Adam(lenet_model.parameters(), learning_rate)

num_epochs = 10
save_model = './model'

train_accs, train_losses = [], []
eval_accs, eval_losses = [], []
best_loss_eval = 100

for epoch in range(1, num_epochs+1):
    epoch_start_time = time.time()
    # Training
    train_acc, train_loss = train(lenet_model, optimizer, criterion, train_dataloader,
     device, epoch, log_interval=10)
    train_accs.append(train_acc)
    train_losses.append(train_loss)

    # Evaluation
    eval_acc, eval_loss = evaluate(lenet_model, criterion, valid_dataloader)
    eval_accs.append(eval_acc)
    eval_losses.append(eval_loss)

    # Save best model
    if eval_loss < best_loss_eval:
        torch.save(lenet_model.state_dict(), save_model + '/lenet_model.pt')

    # Print loss, acc end epoch
    print("-" * 59)
    print(
        "| End of epoch {:3d} | Time: {:5.2f}s | Train Accuracy {:8.3f} | Train Loss
    {:8.3f} "
        "| Valid Accuracy {:8.3f} | Valid Loss {:8.3f} ".format(
            epoch, time.time() - epoch_start_time, train_acc, train_loss, eval_acc,
```

```
    eval_loss
41      )
42  )
43  print("-" * 59)
44
45  # Load best model
46  lenet_model.load_state_dict(torch.load(save_model + '/lenet_model.pt'))
47  lenet_model.eval()
```

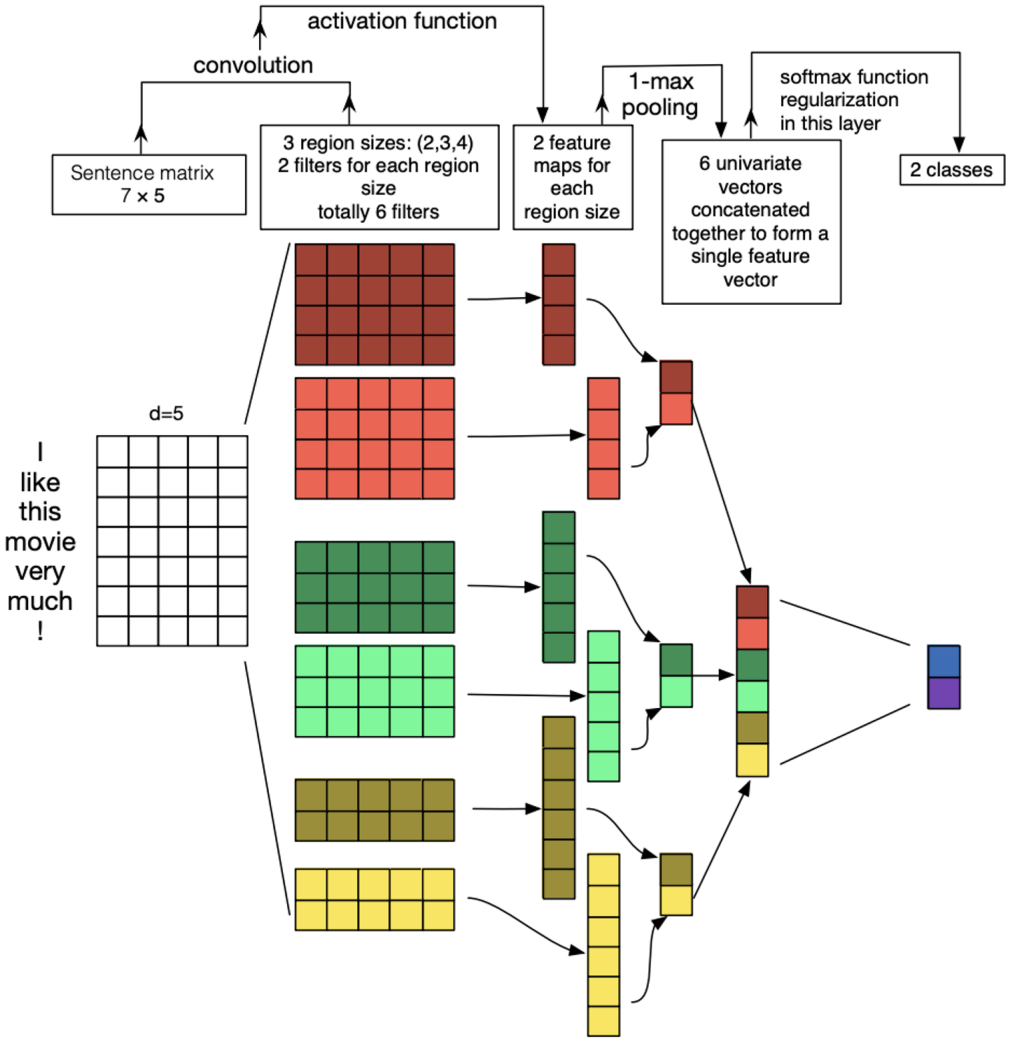
5. Đánh giá mô hình

- Kết quả trên tập test: 56

```
test_acc, test_loss = evaluate(lenet_model, criterion, test_dataloader)
test_acc, test_loss
```

2.2. Phân loại văn bản

Trong phần này chúng ta xây dựng mô hình phân loại văn bản sử dụng kiến trúc mạng TextCNN trên bộ dữ liệu NTC-SCV:



Hình 10: TextCNN Model.

1. Tải về bộ dữ liệu

```
!git clone https://github.com/congnghia0609/ntc-scv.git
!unzip ./ntc-scv/data/data_test.zip -d ./data
!unzip ./ntc-scv/data/data_train.zip -d ./data
!rm -rf ./ntc-scv

# load data from paths to dataframe
import os
import pandas as pd

def load_data_from_path(folder_path):
    examples = []
    for label in os.listdir(folder_path):
        full_path = os.path.join(folder_path, label)
```

```
        for file_name in os.listdir(full_path):
            file_path = os.path.join(full_path, file_name)
            with open(file_path, "r", encoding="utf-8") as f:
                lines = f.readlines()
            sentence = " ".join(lines)
            if label == "neg":
                label = 0
            if label == "pos":
                label = 1
            data = {
                'sentence': sentence,
                'label': label
            }
            examples.append(data)
    return pd.DataFrame(examples)

folder_paths = {
    'train': './data/data_train/train',
    'valid': './data/data_train/test',
    'test': './data/data_test/test'
}

train_df = load_data_from_path(folder_paths['train'])
valid_df = load_data_from_path(folder_paths['valid'])
test_df = load_data_from_path(folder_paths['test'])
```

2. Tiền xử lý dữ liệu

Với bộ dữ liệu NTC-SCV có một số bình luận viết bằng tiếng anh hoặc tiếng pháp và chứ các thẻ HTML, đường dẫn URLs. Tiền xử lý dữ liệu gồm 2 bước:

- Xoá bỏ những bình luận không phải tiếng việt

  Sử dụng thư viện langid được mô tả như hình sau:

Hình 11: Phát hiện ngôn ngữ sử dụng thư việ langid.

```
# Install library
!pip install langid

from langid.langid import LanguageIdentifier, model
def identify_vn(df):
    identifier = LanguageIdentifier.from_modelstring(model, norm_probs=True)
    not_vi_idx = set()
    THRESHOLD = 0.9
    for idx, row in df.iterrows():
        score = identifier.classify(row["sentence"])
```

```
        if score[0] != "vi" or (score[0] == "vi" and score[1] <= THRESHOLD):
            not_vi_idx.add(idx)
    vi_df = df[~df.index.isin(not_vi_idx)]
    not_vi_df = df[df.index.isin(not_vi_idx)]
    return vi_df, not_vi_df

train_df_vi, train_df_other = identify_vn(train_df)
```

- Làm sạch dữ liệu

  Các bước tiền làm sạch liệu:

  – Xoá bỏ thẻ HTML, đường dẫn URL

  – Xoá bỏ dấu câu, số

  – Xoá bỏ các ký tự đặc biệt, emoticons,...

  – Chuẩn hoá khoảng trắng

  – Chuyển sang viết thường

```
import re
import string

def preprocess_text(text):

    url_pattern = re.compile(r'https?://\s+\www\.\s+')
    text = url_pattern.sub(r" ", text)

    html_pattern = re.compile(r'<[^<>]+>')
    text = html_pattern.sub(" ", text)

    replace_chars = list(string.punctuation + string.digits)
    for char in replace_chars:
        text = text.replace(char, " ")

    emoji_pattern = re.compile("["
        u"\U0001F600-\U0001F64F"  # emoticons
        u"\U0001F300-\U0001F5FF"  # symbols & pictographs
        u"\U0001F680-\U0001F6FF"  # transport & map symbols
        u"\U0001F1E0-\U0001F1FF"  # flags (iOS)
        u"\U0001F1F2-\U0001F1F4"  # Macau flag
        u"\U0001F1E6-\U0001F1FF"  # flags
        u"\U0001F600-\U0001F64F"
        u"\U00002702-\U000027B0"
        u"\U000024C2-\U0001F251"
        u"\U0001f926-\U0001f937"
        u"\U0001F1F2"
        u"\U0001F1F4"
        u"\U0001F620"
        u"\u200d"
        u"\u2640-\u2642"
        "]+", flags=re.UNICODE)
    text = emoji_pattern.sub(r" ", text)

    text = " ".join(text.split())

    return text.lower()

train_df_vi['preprocess_sentence'] = [
    preprocess_text(row['sentence']) for index, row in train_df_vi.iterrows()
```

```
]
valid_df['preprocess_sentence'] = [
    preprocess_text(row['sentence']) for index, row in valid_df.iterrows()
]
test_df['preprocess_sentence'] = [
    preprocess_text(row['sentence']) for index, row in test_df.iterrows()
]
```

3. Biểu diễn văn bản thành vector

Để biểu diễn dữ liệu văn bản thành các đặc trưng (vectors), chúng ta sử dụng thư viện torchtext.

```
!pip install -q torchtext==0.16.0

# word-based tokenizer
from torchtext.data.utils import get_tokenizer
tokenizer = get_tokenizer("basic_english")

# create iter dataset
def yield_tokens(sentences, tokenizer):
    for sentence in sentences:
        yield tokenizer(sentence)

# build vocabulary
from torchtext.vocab import build_vocab_from_iterator

vocab_size = 10000
vocabulary = build_vocab_from_iterator(
    yield_tokens(train_df_vi['preprocess_sentence'], tokenizer),
    max_tokens=vocab_size,
    specials=["<pad>", "<unk>"]
)
vocabulary.set_default_index(vocabulary["<unk>"])

# convert iter into torchtext dataset
from torchtext.data.functional import to_map_style_dataset
def prepare_dataset(df):
    for index, row in df.iterrows():
        sentence = row['preprocess_sentence']
        encoded_sentence = vocabulary(tokenizer(sentence))
        label = row['label']
        yield encoded_sentence, label

train_dataset = prepare_dataset(train_df_vi)
train_dataset = to_map_style_dataset(train_dataset)

valid_dataset = prepare_dataset(valid_df)
valid_dataset = to_map_style_dataset(valid_dataset)
```

```
import torch
from torch.utils.data import DataLoader

def collate_batch(batch):
    # create inputs, offsets, labels for batch
    encoded_sentences, labels = [], []
    for encoded_sentence, label in batch:
        labels.append(label)
        encoded_sentence = torch.tensor(encoded_sentence, dtype=torch.int64)
        encoded_sentences.append(encoded_sentence)

    labels = torch.tensor(labels, dtype=torch.int64)
```

```
    encoded_sentences = pad_sequence(
        encoded_sentences,
        padding_value=vocabulary["<pad>"]
    )

    return encoded_sentences, labels

batch_size = 128
train_dataloader = DataLoader(
    train_dataset,
    batch_size=batch_size,
    shuffle=True,
    collate_fn=collate_batch
)
valid_dataloader = DataLoader(
    valid_dataset,
    batch_size=batch_size,
    shuffle=False,
    collate_fn=collate_batch
)
```

4. Xây dựng mô hình TextCNN

```
class TextCNN(nn.Module):
    def __init__(
        self,
        vocab_size, embedding_dim, kernel_sizes, num_filters, num_classes):
        super(TextCNN, self).__init__()

        self.vocab_size = vocab_size
        self.embedding_dim = embedding_dim
        self.kernel_sizes = kernel_sizes
        self.num_filters = num_filters
        self.num_classes = num_classes
        self.embedding = nn.Embedding(vocab_size, embedding_dim, padding_idx=0)
        self.conv = nn.ModuleList([
            nn.Conv1d(
                in_channels=embedding_dim,
                out_channels=num_filters,
                kernel_size=k,
                stride=1
            ) for k in kernel_sizes])
        self.fc = nn.Linear(len(kernel_sizes) * num_filters, num_classes)

    def forward(self, x):
        batch_size, sequence_length = x.shape
        x = self.embedding(x.T).transpose(1, 2)
        x = [F.relu(conv(x)) for conv in self.conv]
        x = [F.max_pool1d(c, c.size(-1)).squeeze(dim=-1) for c in x]
        x = torch.cat(x, dim=1)
        x = self.fc(x)
        return x
```

5. Huấn luyện mô hình

```
# Training
import time

def train(model, optimizer, criterion, train_dataloader, device, epoch=0, log_interval
    =50):
    model.train()
    total_acc, total_count = 0, 0
```

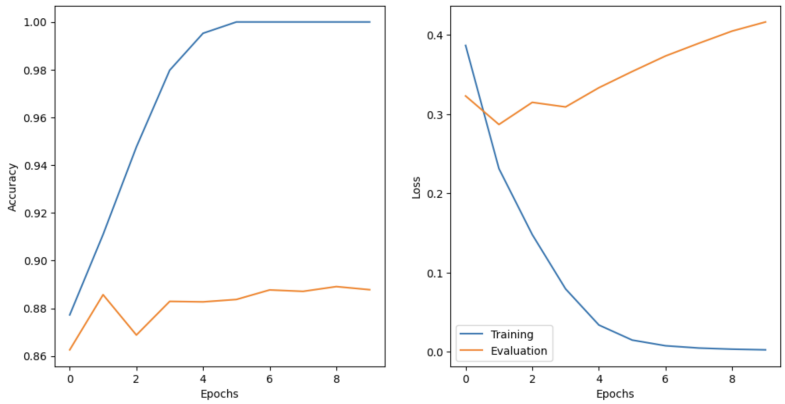
```
    losses = []
    start_time = time.time()

    for idx, (inputs, labels) in enumerate(train_dataloader):
        inputs = inputs.to(device)
        labels = labels.to(device)

        # zero grad
        optimizer.zero_grad()

        # predictions
        predictions = model(inputs)

        # compute loss
        loss = criterion(predictions, labels)
        losses.append(loss.item())

        # backward
        loss.backward()
        optimizer.step()
        total_acc += (predictions.argmax(1) == labels).sum().item()
        total_count += labels.size(0)
        if idx % log_interval == 0 and idx > 0:
            elapsed = time.time() - start_time
            print(
                "| epoch {:3d} | {:5d}/{:5d} batches "
                "| accuracy {:8.3f}".format(
                    epoch, idx, len(train_dataloader), total_acc / total_count
                )
            )
            total_acc, total_count = 0, 0
            start_time = time.time()

    epoch_acc = total_acc / total_count
    epoch_loss = sum(losses) / len(losses)
    return epoch_acc, epoch_loss

# Evaluation
def evaluate(model, criterion, valid_dataloader):
    model.eval()
    total_acc, total_count = 0, 0
    losses = []

    with torch.no_grad():
        for idx, (inputs, labels) in enumerate(valid_dataloader):
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)
            # predictions
            predictions = model(inputs)

            # compute loss
            loss = criterion(predictions, labels)
            losses.append(loss.item())

            total_acc += (predictions.argmax(1) == labels).sum().item()
            total_count += labels.size(0)

    epoch_acc = total_acc / total_count
    epoch_loss = sum(losses) / len(losses)
    return epoch_acc, epoch_loss
```

- Huấn luyện mô hình

```
num_class = 2
vocab_size = len(vocabulary)
embedding_dim = 100
device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")

model = TextCNN(
    vocab_size=vocab_size,
    embedding_dim=embedding_dim,
    kernel_sizes=[3, 4, 5],
    num_filters=100,
    num_classes=2
)
model.to(device)

criterion = torch.nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters())

num_epochs = 10
save_model = './model'

train_accs, train_losses = [], []
eval_accs, eval_losses = [], []
best_loss_eval = 100

for epoch in range(1, num_epochs+1):
    epoch_start_time = time.time()
    # Training
    train_acc, train_loss = train(model, optimizer, criterion, train_dataloader,
    device, epoch)
    train_accs.append(train_acc)
    train_losses.append(train_loss)

    # Evaluation
    eval_acc, eval_loss = evaluate(model, criterion, valid_dataloader)
    eval_accs.append(eval_acc)
    eval_losses.append(eval_loss)

    # Save best model
    if eval_loss < best_loss_eval:
        torch.save(model.state_dict(), save_model + '/text_cnn_model.pt')

    # Print loss, acc end epoch
    print("-" * 59)
    print(
        "| End of epoch {:3d} | Time: {:5.2f}s | Train Accuracy {:8.3f} | Train Loss
    {:8.3f} "
        "| Valid Accuracy {:8.3f} | Valid Loss {:8.3f} ".format(
            epoch, time.time() - epoch_start_time, train_acc, train_loss, eval_acc,
    eval_loss
        )
    )
    print("-" * 59)

    # Load best model
    model.load_state_dict(torch.load(save_model + '/text_cnn_model.pt'))
    model.eval()
```

- Kết quả huấn luyện mô hình:

6. Đánh giá mô hình



Hình 12: Accuracy và Loss cho tập training và validation.

```
test_dataset = prepare_dataset(test_df)
test_dataset = to_map_style_dataset(test_dataset)

test_dataloader = DataLoader(
    test_dataset,
    batch_size=batch_size,
    shuffle=False,
    collate_fn=collate_batch
)

test_acc, test_loss = evaluate(model, criterion, valid_dataloader)
test_acc, test_loss
```

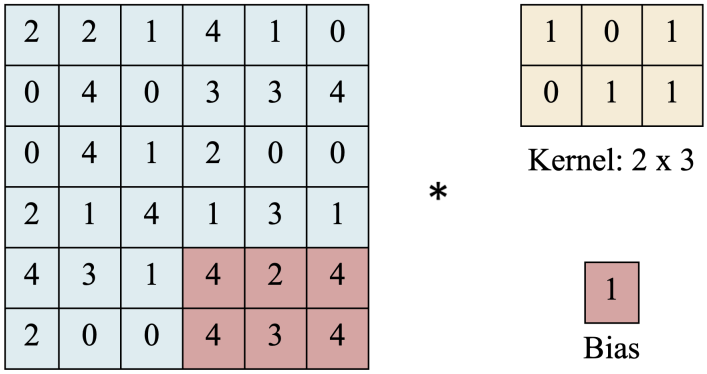
- Độ chính xác trên tập test là 88.78

Phần 3. Câu hỏi trắc nghiệm

Câu hỏi 1 Phép toán sau đây không thuộc lớp tích chập (Convolutional Layer)?
a) Covolutional Operation
b) Padding
c) Stride
d) Max Pooling

Câu hỏi 2 Lớp Pooling có tác dụng?
a) Tăng kích thước ảnh
b) Giảm kích thước ảnh
c) Cả hai đáp án trên đều đúng
d) Cả hai đáp án trên đều sai

Trả lời câu hỏi 3 và 4 dựa vào ma trận input và kernel được biểu diễn như hình sau:

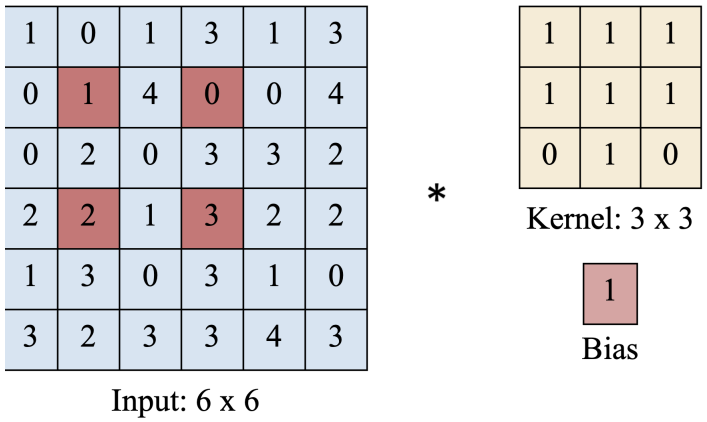


Hình 13: Phép convolution với kernel size (2, 3).

Câu hỏi 3 Phép tính convolutional với kernel trên cho kết quả có kích thước là?
a) 4 x 3
b) 5 x 4
c) 6 x 5
d) 5 x 6

Câu hỏi 4 Kết quả giá trị cuối cùng theo cả hàng và cột của ví dụ trên (tương ứng là phép tính tại vị trí màu hồng) là?
a) 4
b) 8
c) 16
d) 32

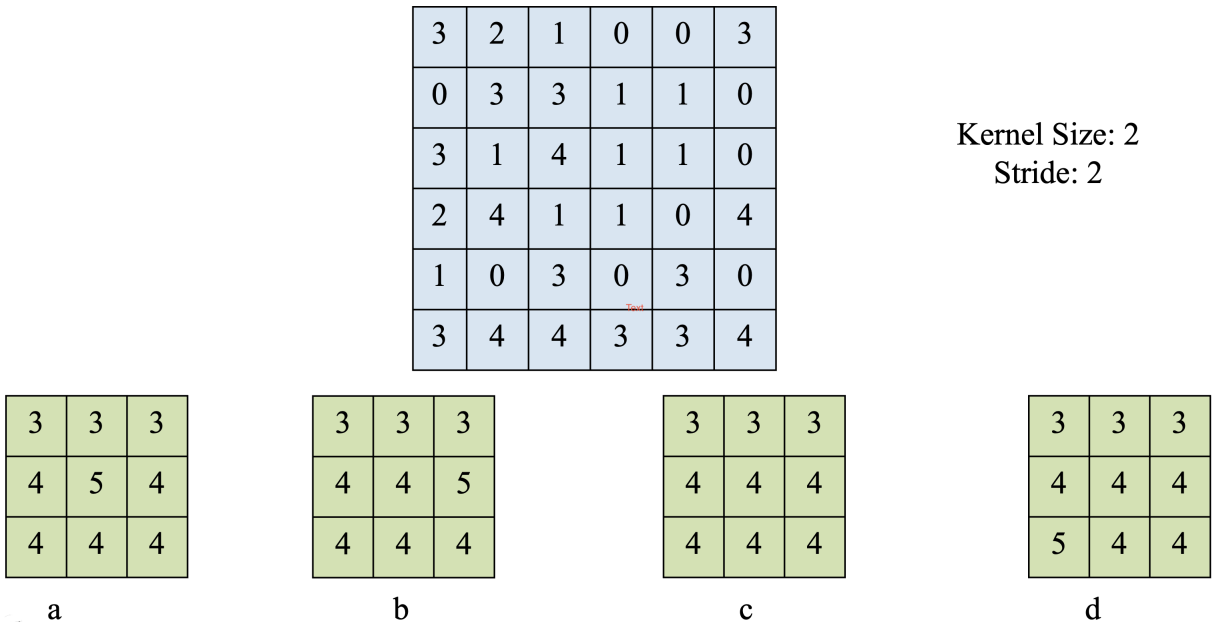
Câu hỏi 5 Cho ma trận input và kernel size: 3, stride: 2



Hình 14: Phép convolution với kernel size: 3, stride: 3.

Kết quả của phép tính trên có kích thước là?
a) 4 x 4
b) 3 x 3
c) 2 x 2
d) 1 x 1

Câu hỏi 6 Chọn đáp án đúng cho phép max pooling sau đây?



Hình 15: Phép max pooling với kernel size: 2 và stride: 2.

Câu hỏi 7 Bộ dữ liệu được sử dụng cho phân loại hình ảnh trong bài là?
a) CIFAR10
b) CIFAR100
c) ImageNet
d) MNIST

Câu hỏi 8 Bộ dữ liệu được sử dụng cho phân loại văn bản được sử dụng trong bài là?
a) C4
b) MNIST
c) NTC-SCV
d) Tweets

Câu hỏi 9 Mô hình phân loại hình ảnh được sử dụng trong bài là?
a) LeNet
b) VGG
c) GoogleNet
d) RCNN

Câu hỏi 10 Mô hình phân loại văn bản được sử dụng trong bài là?
a) RNN
b) TextCNN
c) Neural Network
d) Logistic Regression

- Hết -