MYE046 – Υπολογιστική Όραση: Χειμερινό εξάμηνο 2024-2025

Εργασία: 30% του συνολικού βαθμού

Διδάσκων: Άγγελος Γιώτης

- ΠΑΡΑΔΟΣΗ: **Τρίτη, 14 Ιανουαρίου, 2025 23:59**

Γενικές Οδηγίες

Απαντήστε στα παρακάτω ζητήματα χρησιμοποιώντας Python στο συνημμένο σημειωματάριο Jupyter και ακολουθήστε τις παρακάτω οδηγίες:

- Οι ασκήσεις είναι **ατομικές** - δεν επιτρέπεται η μεταξύ σας συνεργασία για την υλοποίηση/παράδοσή τους.
- **Δεν** επιτρέπεται να χρησιμοποιήσετε κώδικα που τυχόν θα βρείτε στο διαδίκτυο (είτε αυτούσιο, είτε **παραγόμενο από AI**). Η χρήση κώδικα τρίτων θα έχει σαν αποτέλεσμα τον αυτόματο μηδενισμό σας.
- Όλες οι λύσεις πρέπει να είναι γραμμένες σε αυτό το σημειωματάριο `Jupyter notebook`.
- **Εάν** ένα ζήτημα περιλαμβάνει θεωρητική ερώτηση, η απάντηση θα **πρέπει** να συμπεριληφθεί στο τέλος του ζητήματος, σε ξεχωριστό "Markdown" κελί.
- Ο κώδικάς σας πρέπει να σχολιαστεί εκτενώς! Καλά σχολιασμένος κώδικας θα συνεκτιμηθεί στην αξιολόγησή σας.
- Αφού ολοκληρώσετε (υλοποιήσετε και εκτελέσετε) τις απαντήσεις σας στο σημειωματάριο (notebook), εξαγάγετε το notebook ως **PDF** και υποβάλετε, τόσο το σημειωματάριο όσο και το PDF (δηλαδή τα αρχεία `.ipynb` και `.pdf`) στο `turnin` του μαθήματος, μαζί με ένα συνοδευτικό αρχείο `onoma.txt` που θα περιέχει το ον/μο σας και τον Α.Μ. σας. Μια καλή πρακτική για την αποφυγή προβλημάτων απεικόνισης, π.χ., περικοπής εικόνων/κώδικα στα όρια της σελίδας, είναι η μετατροπή του `.ipynb` σε HTML και μετά η αποθήκευση του HTML αρχείου ως PDF.
- Οι απαντήσεις θα παραδοθούν με την εντολή: **turnin assignment@mye046 onoma.txt assignment.ipynb assignment.pdf**
- Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε βασικά πακέτα γραμμικής άλγεβρας (π.χ. `NumPy`, `SciPy`), αλλά δεν επιτρέπεται να χρησιμοποιείτε τα πακέτα/βιβλιοθήκες που

επιλύουν άμεσα τα προβλήματα, εκτός και αν αναφέρεται διαφορετικά η χρήση συγκεκριμένου πακέτου σε κάποιο ζήτημα. Αν δεν είστε βέβαιοι για κάποιο συγκεκριμένο πακέτο/βιβλιοθήκη ή συνάρτηση που θα χρησιμοποιήσετε, μη διστάσετε να ρωτήσετε τον διδάσκοντα.
- Συνιστάται ιδιαίτερα να αρχίσετε να εργάζεστε στις ασκήσεις σας το συντομότερο δυνατό!

Late Policy: Εργασίες που υποβάλλονται καθυστερημένα θα λαμβάνουν μείωση βαθμού 10% για κάθε 24 ώρες καθυστέρησης. Οι εργασίες δεν θα γίνονται δεκτές 96 ώρες (4 ημέρες) μετά την προθεσμία παράδοσης. Για παράδειγμα, παράδοση της εργασίας 2 ημέρες μετά την προθεσμία βαθμολογείται με άριστα το 24 (από 30).

Intro to Google Colab, Jupyter Notebook - JupyterLab, Python

Εισαγωγή

- Η Εργασία του μαθήματος MYE046-Υπολογιστική Όραση περιλαμβάνει 2 Ασκήσεις στο αρχείο `assignment.ipynb`, το οποίο απαιτεί περιβάλλον Jupyter Notebook ή JupyterLab για προβολή και επεξεργασία, **είτε τοπικά** (local machine) στον υπολογιστή σας, **είτε μέσω της υπηρεσίας** νέφους Google Colab ή Colaboratory.

Working remotely on Google Colaboratory

Το Google Colaboratory είναι ένας συνδυασμός σημειωματαρίου Jupyter και Google Drive. Εκτελείται εξ' ολοκλήρου στο cloud και έρχεται προεγκατεστημένο με πολλά πακέτα (π.χ. PyTorch και Tensorflow), ώστε όλοι να έχουν πρόσβαση στις ίδιες εξαρτήσεις/βιβλιοθήκες. Ακόμη πιο ενδιαφέρον είναι το γεγονός ότι το Colab επωφελείται από την ελεύθερη πρόσβαση σε επιταχυντές υλικού (π.χ. κάρτες γραφικών) όπως οι GPU (K80, P100) και οι TPU.

- Requirements:

Για να χρησιμοποιήσετε το Colab, πρέπει να έχετε λογαριασμό Google με συσχετισμένο Google Drive. Υποθέτοντας ότι έχετε και τα δύο (ο ακαδημαϊκός σας λογαριασμός είναι λογαριασμός google), μπορείτε να συνδέσετε το Colab στο Drive σας με τα ακόλουθα βήματα:

1. Κάντε κλικ στον τροχό στην επάνω δεξιά γωνία (στο Google Drive) και επιλέξτε `Ρυθμίσεις`.
2. Κάντε κλικ στην καρτέλα `Διαχείριση εφαρμογών`.
3. Στο επάνω μέρος, επιλέξτε `Σύνδεση περισσότερων εφαρμογών` που θα εμφανίσουν ένα παράθυρο του `GSuite Marketplace`.
4. Αναζητήστε το `Colab` και, στη συνέχεια, κάντε κλικ στην `Προσθήκη` (install).

- Workflow:

Η εργασία στη σελίδα ecourse του μαθήματος παρέχει έναν σύνδεσμο λήψης σε ένα αρχείο `assignment.zip` που περιέχει:

1. `images/` , φάκελος με ενδεικτικές εικόνες των παρακάτω ζητημάτων.
2. `assignment.ipynb` , το σημειωματάριο jupyter στο οποίο θα εργαστείτε και θα παραδώσετε.
3. `tutorial1_pytorch_introduction.ipynb` , που περιλαμβάνει στοιχειώδη παραδείγματα με χρήση της βιλβιοθήκης βαθιάς μάθησης `PyTorch` (αφορά στη 2η εργασία).
4. `Σημειώσεις PCA-SVD.pdf` , σημειώσεις που σχετίζονται με το ζήτημα **1.6** της **1ης** άσκησης.
5. `Σημειώσεις CNN.pdf` , σημειώσεις που σχετίζονται με το ζήτημα **2.5** της **2ης** άσκησης.

- Βέλτιστες πρακτικές:

Υπάρχουν μερικά πράγματα που πρέπει να γνωρίζετε όταν εργάζεστε με την υπηρεσία Colab. Το πρώτο πράγμα που πρέπει να σημειωθεί είναι ότι οι πόροι δεν είναι εγγυημένοι (αυτό είναι το τίμημα της δωρεάν χρήσης). Εάν είστε σε αδράνεια για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα ή ο συνολικός χρόνος σύνδεσής σας υπερβαίνει τον μέγιστο επιτρεπόμενο χρόνο (~12 ώρες), το Colab VM θα αποσυνδεθεί. Αυτό σημαίνει ότι οποιαδήποτε μη αποθηκευμένη πρόοδος θα χαθεί. Έτσι, φροντίστε να αποθηκεύετε συχνά την υλοποίησή σας ενώ εργάζεστε.

- Χρήση GPU:

Η χρήση μιας GPU απαιτεί πολύ απλά την αλλαγή του τύπου εκτέλεσης (runtime) στο Colab. Συγκεκριμένα, κάντε κλικ `Runtime -> Change runtime type -> Hardware Accelerator -> GPU` και το στιγμιότυπο εκτέλεσής σας Colab θα υποστηρίζεται αυτόματα από επιταχυντή υπολογισμών GPU (αλλαγή τύπου χρόνου εκτέλεσης σε GPU ή TPU). Στην παρούσα εργασία, **δεν** θα χρειαστεί η χρήση GPU.

Working locally on your machine

Linux

Εάν θέλετε να εργαστείτε τοπικά στον Η/Υ σας, θα πρέπει να χρησιμοποιήσετε ένα εικονικό περιβάλλον. Μπορείτε να εγκαταστήσετε ένα μέσω του Anaconda (συνιστάται) ή μέσω της native μονάδας `venv` της Python. Βεβαιωθείτε ότι χρησιμοποιείτε (τουλάχιστον) έκδοση Python 3.7.

- Εικονικό περιβάλλον Anaconda: Συνιστάται η χρήση της δωρεάν διανομής Anaconda, η οποία παρέχει έναν εύκολο τρόπο για να χειριστείτε τις εξαρτήσεις πακέτων. Μόλις εγκαταστήσετε το Anaconda, είναι εύχρηστο να δημιουργήσετε ένα εικονικό περιβάλλον για το μάθημα. Για να ρυθμίσετε ένα εικονικό περιβάλλον που ονομάζεται π.χ. `mye046` , εκτελέστε τα εξής στο τερματικό σας: `conda create -n mye046 python=3.7` (Αυτή η εντολή θα δημιουργήσει το περιβάλλον mye046 στη διαδρομή 'path/to/anaconda3/envs/') Για να ενεργοποιήσετε και να εισέλθετε στο περιβάλλον, εκτελέστε το `conda activate mye046` . Για να

απενεργοποιήσετε το περιβάλλον, είτε εκτελέστε `conda deactivate mye046` είτε βγείτε από το τερματικό. Σημειώστε ότι κάθε φορά που θέλετε να εργαστείτε στην εργασία, θα πρέπει να εκτελείτε ξανά το `conda activate mye046` .

- Εικονικό περιβάλλον Python venv: Για να ρυθμίσετε ένα εικονικό περιβάλλον που ονομάζεται mye046, εκτελέστε τα εξής στο τερματικό σας: `python3.7 -m venv ~/mye046` Για να ενεργοποιήσετε και να εισέλθετε στο περιβάλλον, εκτελέστε το `source ~/mye046/bin/activate` . Για να απενεργοποιήσετε το περιβάλλον, εκτελέστε: `deactivate` ή έξοδο από το τερματικό. Σημειώστε ότι κάθε φορά που θέλετε να εργαστείτε για την άσκηση, θα πρέπει να εκτελείτε ξανά το `source ~/mye046/bin/activate` .

- Εκτέλεση Jupyter Notebook: Εάν θέλετε να εκτελέσετε το notebook τοπικά με το Jupyter, βεβαιωθείτε ότι το εικονικό σας περιβάλλον έχει εγκατασταθεί σωστά (σύμφωνα με τις οδηγίες εγκατάστασης που περιγράφονται παραπάνω για περιβάλλον linux), ενεργοποιήστε το και, στη συνέχεια, εκτελέστε `pip install notebook` για να εγκαταστήσετε το σημειωματάριο `Jupyter` . Στη συνέχεια, αφού κατεβάσετε και αποσυμπιέσετε το φάκελο της Άσκησης από τη σελίδα ecourse σε κάποιο κατάλογο της επιλογής σας, εκτελέστε `cd` σε αυτόν το φάκελο και στη συνέχεια εκτελέστε το σημειωματάριο `jupyter notebook` . Αυτό θα πρέπει να εκκινήσει αυτόματα έναν διακομιστή notebook στη διεύθυνση `http://localhost:8888` . Εάν όλα έγιναν σωστά, θα πρέπει να δείτε μια οθόνη που θα εμφανίζει όλα τα διαθέσιμα σημειωματάρια στον τρέχοντα κατάλογο, στην προκειμένη περίπτωση μόνο το `assignment.ipynb` (η εργασία σας). Κάντε κλικ στο `assignment.ipynb` και ακολουθήστε τις οδηγίες στο σημειωματάριο.

Windows

Τα πράγματα είναι πολύ πιο απλά στην περίπτωση που θέλετε να εργαστείτε τοπικά σε περιβάλλον `Windows` . Μπορείτε να εγκαταστήσετε την Anaconda για Windows και στη συνέχεια να εκτελέσετε το Anaconda Navigator αναζητώντας το απευθείας στο πεδίο αναζήτησης δίπλα από το κουμπί `έναρξης` των Windows. Το εργαλείο αυτό παρέχει επίσης άμεσα προεγκατεστημένα, τα πακέτα λογισμικού Jupyter Notebook και JupyterLab τα οποία επιτρέπουν την προβολή και υλοποίηση του σημειοματαρίου Jupyter άμεσα και εύκολα (εκτελώντας το απευθείας από τη διαδρομή αρχείου που βρίσκεται). Ενδεχομένως, κατά την αποθήκευση/εξαγωγή του notebook `assignment.ipynb` σε `assignment.pdf` , να χρειαστεί η εγκατάσταση του πακέτου Pandoc universal document converter (εκτέλεση: `conda install -c conda-forge pandoc` μέσα από το command prompt του "activated" anaconda navigator). Εναλλακτικά, μπορεί να εκτυπωθεί ως PDF αρχείο (**βλ. Ενότητα**: Οδηγίες υποβολής).

Python

Θα χρησιμοποιήσουμε τη γλώσσα προγραμματισμού Python και στις 2 ασκήσεις, με μερικές δημοφιλείς βιβλιοθήκες (`NumPy` , `Matplotlib`) ενώ στη 2η άσκηση θα χρειαστεί και η βιβλιοθήκη βαθιάς μάθησης PyTorch. Αναμένεται ότι πολλοί από εσάς έχετε κάποια εμπειρία σε `Python` και `NumPy` . Και αν έχετε πρότερη εμπειρία σε `MATLAB` , μπορείτε να δείτε επίσης το σύνδεσμο NumPy for MATLAB users.

Άσκηση 1: Μηχανική Μάθηση [15 μονάδες]

Στην άσκηση αυτή θα υλοποιήσετε μια σειρά από παραδοσιακές τεχνικές μηχανικής μάθησης με εφαρμογή στην επίλυση προβλημάτων υπολογιστικής όρασης.

Ζήτημα 1.1: Αρχική Εγκατάσταση

Θα χρησιμοποιήσουμε την ενότητα Scikit-learn (Sklearn) για αυτή την άσκηση. Είναι μια από τις πιο χρήσιμες και ισχυρές βιβλιοθήκες για μηχανική μάθηση στην Python. Παρέχει μια επιλογή αποτελεσματικών εργαλείων για μηχανική μάθηση και στατιστική μοντελοποίηση, συμπεριλαμβανομένης της ταξινόμησης (classification), της παλινδρόμησης (regression), της ομαδοποίησης (clustering) και της μείωσης διάστασης (dimensionality reduction). Αυτό το πακέτο, το οποίο είναι σε μεγάλο βαθμό γραμμένο σε Python, βασίζεται στις βιβλιοθήκες NumPy, SciPy και Matplotlib.

Αρχικά καλούμε/εγκαθιστούμε τη βασική μονάδα της βιβλιοθήκης sklearn.

In [1]:
```
import sklearn
sklearn.__version__
```

Out[1]:
```
'1.4.1.post1'
```

Ζήτημα 1.2: Λήψη συνόλου δεδομένων χειρόγραφων ψηφίων "MNIST" και απεικόνιση παραδειγμάτων [1 μονάδα]

Η βάση δεδομένων MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology database) είναι ένα αρκετά διαδεδομένο σύνολο δεδομένων που αποτελείται από εικόνες χειρόγραφων ψηφίων, διαστάσεων 28x28 σε κλίμακα του γκρι. Για αυτό το ζήτημα, θα χρησιμοποιήσουμε το πακέτο Sklearn για να κάνουμε ταξινόμηση μηχανικής μάθησης στο σύνολο δεδομένων MNIST.

Το Sklearn παρέχει μια βάση δεδομένων MNIST χαμηλότερης ανάλυσης με εικόνες ψηφίων 8x8 pixel. Το πεδίο (attribute) `images` του συνόλου δεδομένων, αποθηκεύει πίνακες 8x8 τιμών κλίμακας του γκρι για κάθε εικόνα. Το πεδίο (attribute) `target` του συνόλου δεδομένων αποθηκεύει το ψηφίο που αντιπροσωπεύει κάθε εικόνα. Ολοκληρώστε τη συνάρτηση `plot_mnist_sample()` για να απεικονίσετε σε ένα σχήμα 2x5 ένα δείγμα εικόνας από κάθε μια κατηγορία (κάθε πλαίσιο του 2x5 σχήματος αντιστοιχεί σε ένα ψηφίο/εικόνα μιας κατηγορίας). Η παρακάτω εικόνα δίνει ένα παράδειγμα:

In [2]:
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import datasets
```

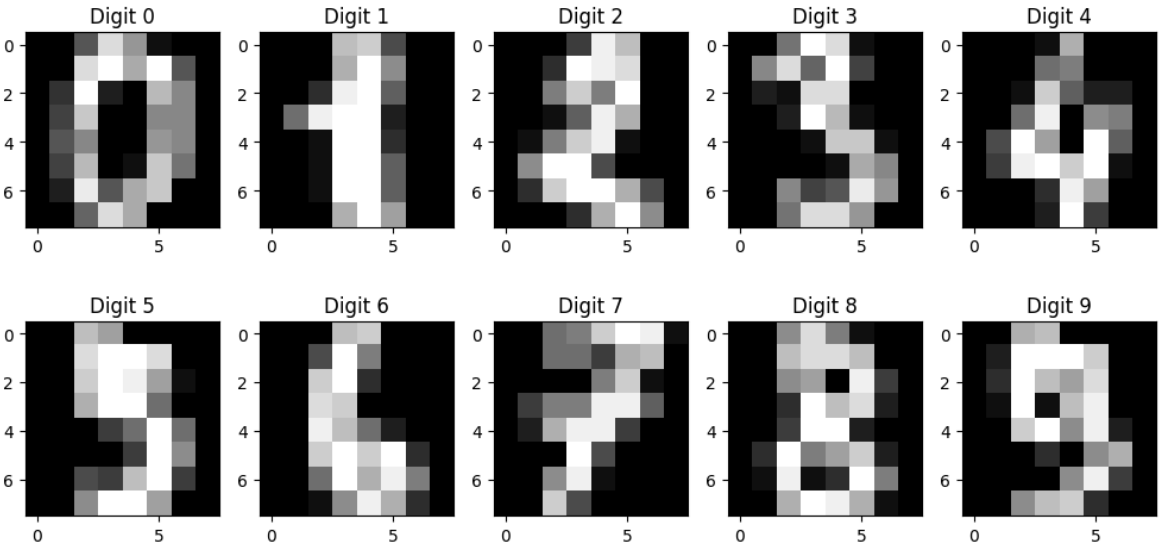
In [3]:
```
# Download MNIST Dataset from Sklearn
digits = datasets.load_digits()

# Print to show there are 1797 images (8 by 8)
print("Images Shape" , digits.images.shape)

# Print to show there are 1797 image data (8 by 8 images for a dimensionality of
print("Image Data Shape" , digits.data.shape)

# Print to show there are 1797 labels (integers from 0-9)
print("Label Data Shape", digits.target.shape)
```

```
Images Shape (1797, 8, 8)
Image Data Shape (1797, 64)
Label Data Shape (1797,)
```

In [4]:
```
def plot_mnist_sample(digits):
    """
    This function plots a sample image for each category,
    The result is a figure with 2x5 grid of images.

    """
    plt.figure()

    # match the attributes "data" and "target"
    x, y = digits.data, digits.target

    plt.figure(figsize=(10, 5))

    for i in range(10):

        # Find the first image of the current digit
        digit_image = x[y == i][0].reshape(8, 8)

        # Add subplot for each digit
        plt.subplot(2, 5, i + 1)
        plt.imshow(digit_image, cmap='gray')
        plt.title(f"Digit {i}")

    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

In [5]:
```
# PLOT CODE: DO NOT CHANGE
# This code is for you to plot the results.

plot_mnist_sample(digits)
```

```
<Figure size 640x480 with 0 Axes>
```



Ζήτημα 1.3: Αναγνώριση χειρόγραφων ψηφίων με Sklearn [2 μονάδες]

Ένα από τα πιο ενδιαφέροντα πράγματα σχετικά με τη βιβλιοθήκη Sklearn είναι ότι παρέχει έναν εύκολο τρόπο δημιουργίας και κλήσης/χρήσης διαφορετικών μοντέλων. Σε αυτό το μέρος της άσκησης, θα αποκτήσετε εμπειρία με τα μοντέλα ταξινόμησης `LogisticRegressionClassifier` (ταξινόμηση με λογιστική παλινδρόμηση) και `kNNCalssifier` (ταξινόμηση με τη μέθοδο κ-κοντινότερων γειτόνων).

Ακολουθούν αρχικά 2 βοηθητικές ρουτίνες: 1) μια *ρουτίνα δημιουργίας* mini-batches (παρτίδων) δεδομένων *εκπαίδευσης* και *ελέγχου*, αντίστοιχα, 2) μια *ρουτίνα ελέγχου* του εκάστοτε ταξινομητή στις παρτίδες δεδομένων (train/test): α) RandomClassifier(), β) LogisticRegressionClassifier(), γ) kNNClassifier καθώς και των ταξινομητών των ζητημάτων 1.4, 1.5, 1.6 και 2.2, 2.4, 2.5. Στη συνέχεια η συνάρτηση train_test_split() διαχωρίζει το σύνολο δεδομένων σε δεδομένα μάθησης (training set: <X_train, y_train>) και ελέγχου (test set: <X_test, y_test>).

Ο κώδικας που ακολουθεί στη συνέχεια ορίζει κάποιες συναρτήσεις/μεθόδους για 3 ταξινομητές: 2 για τον RandomClassifier() και 3 μεθόδους για τους ταξινομητές LogisticRegressionClassifier() και kNNClassifier(). Οι 2 τελευταίες κλάσσεις έχουν μια μέθοδο **init** για αρχικοποίηση, μια μέθοδο **train** για την εκπαίδευση του μοντέλου και μια μέθοδο **call** για την πραγματοποίηση προβλέψεων. Πρέπει να συμπληρώσετε τα μέρη κώδικα που λείπουν από τις κλάσεις LogisticRegressionClassifier και kNNClassifier, χρησιμοποιώντας τις υλοποιήσεις `LogisticRegression` και `KNeighborsClassifier` από το Sklearn. Τέλος να συμπληρώσετε τον κώδικα για την αξιολόγηση του `KNeighborsClassifier` ταξινομητή στο σύνολο ελέγχου.

In [6]:
```
# DO NOT CHANGE
#### Some helper functions are given below####
def DataBatch(data, label, batchsize, shuffle=True):
    """
    This function provides a generator for batches of data that
    yields data (batchsize, 3, 32, 32) and labels (batchsize)
    if shuffle, it will load batches in a random order
    """
```

```
    n = data.shape[0]
    if shuffle:
        index = np.random.permutation(n)
    else:
        index = np.arange(n)
    for i in range(int(np.ceil(n/batchsize))):
        inds = index[i*batchsize : min(n,(i+1)*batchsize)]
        yield data[inds], label[inds]

def test(testData, testLabels, classifier):
    """
    Call this function to test the accuracy of a classifier
    """
    batchsize=50
    correct=0.
    for data,label in DataBatch(testData,testLabels,batchsize,shuffle=False):
        prediction = classifier(data)
        correct += np.sum(prediction==label)
    return correct/testData.shape[0]*100
```

In [7]:
```
# DO NOT CHANGE
# Split data into 90% train and 10% test subsets
from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    digits.images.reshape((len(digits.images), -1)), digits.target, test_size=0.
```

In [8]:
```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier

class RandomClassifier():
    """
    This is a sample classifier.
    given an input it outputs a random class
    """
    def __init__(self, classes=10):
        self.classes=classes
    def __call__(self, x):
        return np.random.randint(self.classes, size=x.shape[0])

class LogisticRegressionClassifier():
    def __init__(self, sol='liblinear'):
        """
        Initialize Logistic Regression model.

        Inputs:
        sol: Solver method that the Logistic Regression model would use for opti
        """
        self.model = LogisticRegression(solver=sol, max_iter=1000)


    def train(self, trainData, trainLabels):
        """
        Train your model with image data and corresponding labels.

        Inputs:
        trainData: Training images (N,64)
        trainLabels: Labels (N,)
        """
```

```
        self.model.fit(trainData, trainLabels)


    def __call__(self, x):
        """
        Predict the trained model on test data.

        Inputs:
        x: Test images (N,64)

        Returns:
        predicted labels (N,)
        """
        return self.model.predict(x)


class kNNClassifier():
    def __init__(self, k=3, algorithm='brute'):
        """
        Initialize KNN model.

        Inputs:
        k: number of neighbors involved in voting
        algorithm: Algorithm used to compute nearest neighbors
        """
        self.model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=k, algorithm=algorithm)


    def train(self, trainData, trainLabels):
        """
        Train your model with image data and corresponding labels.

        Inputs:
        trainData: Training images (N,64)
        trainLabels: Labels (N,)
        """
        self.model.fit(trainData, trainLabels)


    def __call__(self, x):
        """
        Predict the trained model on test data.

        Inputs:
        x: Test images (N,64)

        Returns:
        predicted labels (N,)
        """
        return self.model.predict(x)
```

In [9]:
```
# TEST CODE: DO NOT CHANGE
randomClassifierX = RandomClassifier()
print ('Random classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, randomClassifierX))
```

```
Random classifier accuracy: 10.000000
```

In [10]:
```
# TEST CODE: DO NOT CHANGE
# TEST LogisticRegressionClassifier
```

```
lrClassifierX = LogisticRegressionClassifier()
lrClassifierX.train(X_train, y_train)
print ('Logistic Regression Classifier classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_t
```

```
Logistic Regression Classifier classifier accuracy: 93.888889
```

In [11]:
```
# TEST kNNClassifier
knnClassifierX = kNNClassifier(k=5, algorithm='auto')  # Initialize the k-NN cla
knnClassifierX.train(X_train, y_train)  # Train the k-NN classifier on the train
print('k-NN Classifier accuracy: %f' % test(X_test, y_test, knnClassifierX))
```

```
k-NN Classifier accuracy: 96.111111
```

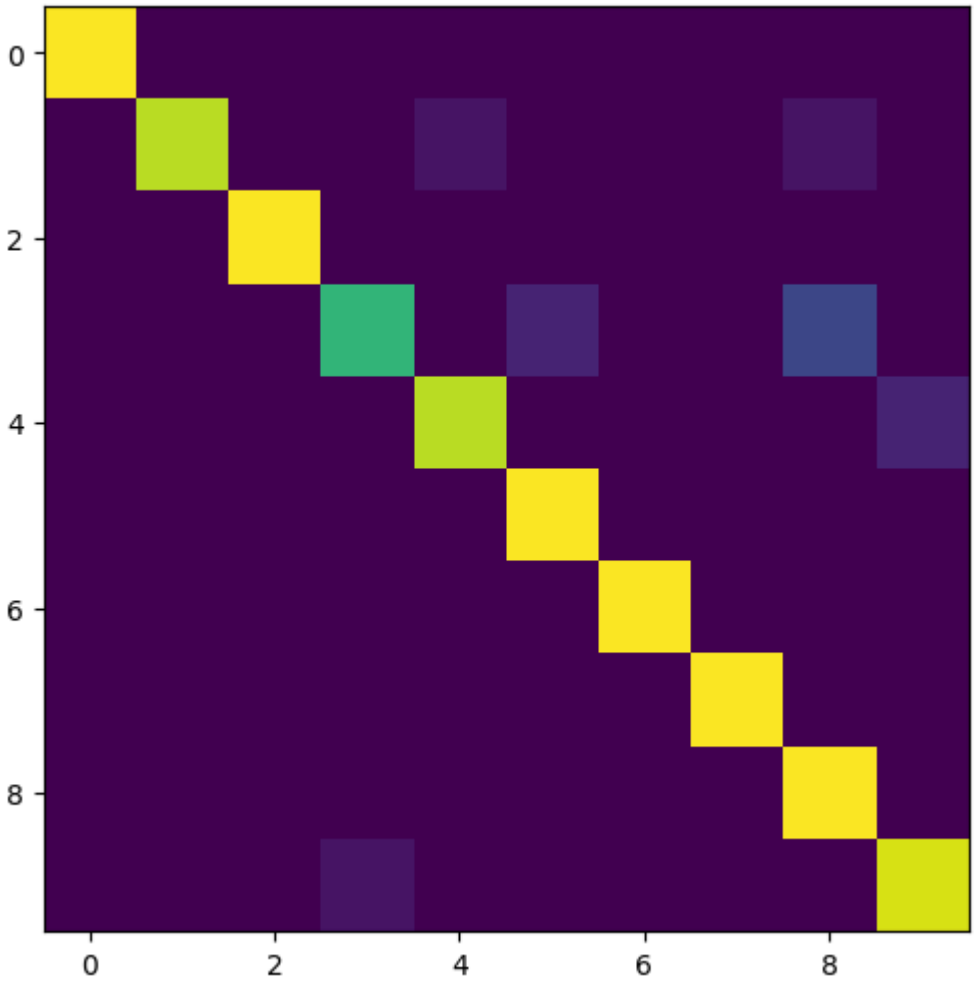
Ζήτημα 1.4: Πίνακας Σύγχυσης [2 μονάδες]

Ένας πίνακας σύγχυσης είναι ένας 2Δ πίνακας που χρησιμοποιείται συχνά για να περιγράψει την απόδοση ενός μοντέλου ταξινόμησης σε ένα σύνολο δεδομένων ελέγχου/δοκιμής (test data) για τα οποία είναι γνωστές οι πραγματικές τιμές (known labels). Εδώ θα υλοποιήσετε τη συνάρτηση που υπολογίζει τον πίνακα σύγχυσης για έναν ταξινομητή. Ο πίνακας (M) πρέπει να είναι $n \times n$ όπου n είναι ο αριθμός των κλάσεων/κατηγοριών. Η καταχώριση `M[i,j]` πρέπει να περιέχει το ποσοστό/λόγο των εικόνων της κατηγορίας `i` που ταξινομήθηκε ως κατηγορία `j`. Αν οι καταχωρήσεις `M[i,j]` έχουν υπολογιστεί σωστά, τότε τα στοιχεία `M[k,j]` κατά μήκος μιας γραμμής k για $j \neq k$ (εκτός της κύριας διαγωνίου) αναμένεται να αντιστοιχούν σε "ψευδώς αρνητικές" ταξινομήσεις (false negatives), ενώ τα στοιχεία `M[i,k]` κατά μήκος μιας στήλης k για $i \neq k$ (εκτός της κύριας διαγωνίου) αναμένεται να αντιστοιχούν σε "ψευδώς θετικές" ταξινομήσεις (false positives). Το ακόλουθο παράδειγμα δείχνει τον πίνακα σύγχυσης για τον `RandomClassifier` ταξινομητή. Ο στόχος σας είναι να σχεδιάσετε τα αποτελέσματα για τον `LogisticRegressionClassifier` και τον `kNNClassifier` ταξινομητή. *Να δώσετε προσοχή* στο άθροισμα των στοιχείων μιας γραμμής (false negatives) `M[i,:]` ώστε να αθροίζει σωστά, στο συνολικό ποσοστό ταξινόμησης (100% ή 1). Αν δεν συμβαίνει κάτι τέτοιο, μπορεί να χρειαστείτε κανονικοποίηση των τιμών.

In [12]:
```
from tqdm import tqdm

def Confusion(testData, testLabels, classifier):
    batchsize=50
    correct=0
    M=np.zeros((10,10))
    num=testData.shape[0]/batchsize
    count=0
    acc=0

    for data, label in DataBatch(testData, testLabels, batchsize, shuffle=False)

        # Get predictions from the classifier
        predictions = classifier(data)

        # Update the confusion matrix
        for true_label, predicted_label in zip(label, predictions):
```

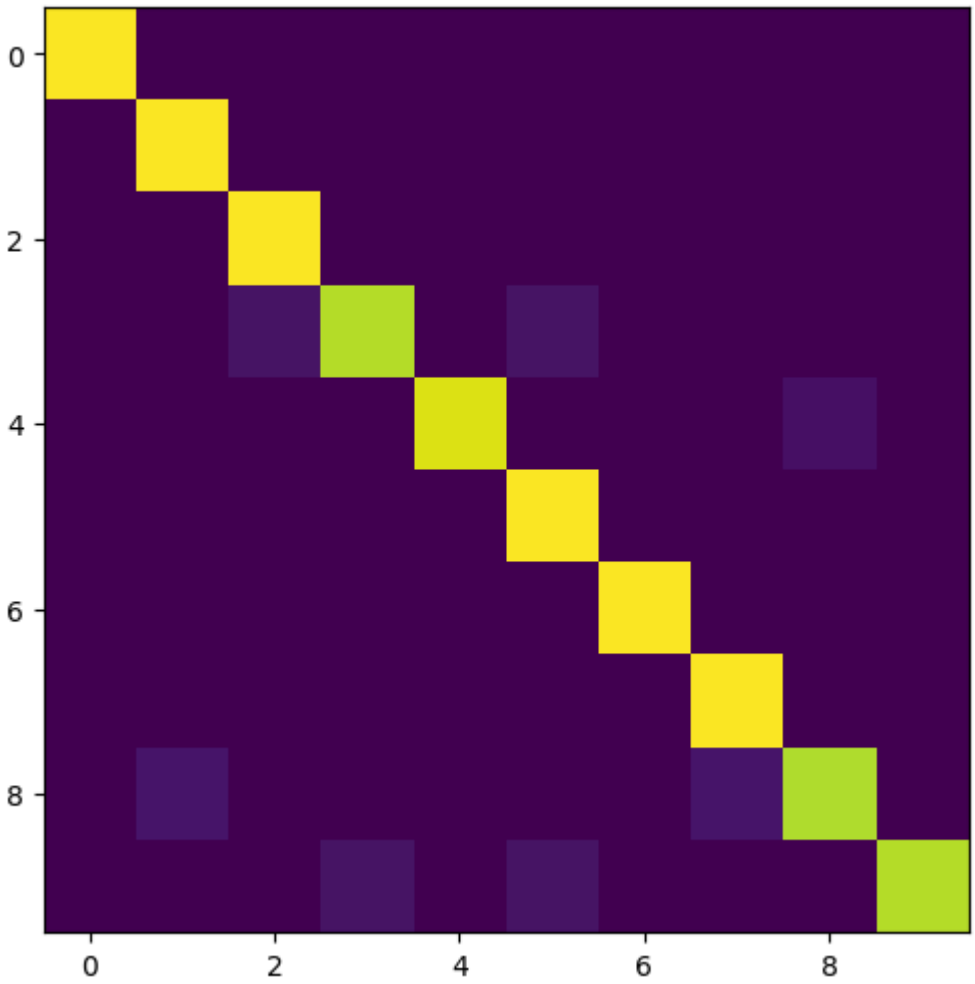
```
            M[true_label, predicted_label] += 1
            count += 1
            if true_label == predicted_label:
                correct += 1

    # Normalize the confusion matrix by row sums
    row_sums = M.sum(axis=1, keepdims=True)
    M = np.divide(M, row_sums, where=row_sums != 0)

    # Calculate accuracy - Uncomment following line if it is required by your so
    acc = correct / count * 100.0

    return M, acc

def VisualizeConfussion(M):
    plt.figure(figsize=(14, 6))
    plt.imshow(M)
    plt.show()
    print(np.round(M,2))
```

In [13]:
```
# TEST/PLOT CODE: DO NOT CHANGE
# TEST LogisticRegressionClassifier

M,acc = Confusion(X_test, y_test, lrClassifierX)
VisualizeConfussion(M)
```



```
[[1.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.89 0.   0.   0.05 0.   0.   0.   0.05 0.  ]
 [0.   0.   1.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.67 0.   0.11 0.   0.   0.22 0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.9  0.   0.   0.   0.   0.1 ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.06 0.   0.   0.   0.   0.   0.94]]
```

In [14]:
```
# TEST/PLOT CODE: DO NOT CHANGE
# TEST kNNClassifier

M,acc = Confusion(X_test, y_test, knnClassifierX)
VisualizeConfussion(M)
```




```
[[1.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   1.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   1.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.06 0.89 0.   0.06 0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.95 0.   0.   0.   0.05 0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.   0.   0.  ]
 [0.   0.   0.   0.   0.   0.   0.   1.   0.   0.  ]
 [0.   0.06 0.   0.   0.   0.   0.   0.06 0.88 0.  ]
 [0.   0.   0.   0.06 0.   0.06 0.   0.   0.   0.89]]
```

Ζήτημα 1.5: κ-Κοντινότεροι Γείτονες (k-Nearest Neighbors/kNN) [4 μονάδες]

Για αυτό το πρόβλημα, θα ολοκληρώσετε έναν απλό ταξινομητή kNN χωρίς χρήση του πακέτου Sklearn. Η μέτρηση της απόστασης είναι η Ευκλείδεια απόσταση (L2 norm) στον χώρο των pixel, την οποία και θα πρέπει να υλοποιήσετε (`euclidean_distance`). Το k αναφέρεται στον αριθμό των γειτόνων που συμμετέχουν στην ψηφοφορία για την ομάδα/κλάση. Έπειτα, θα πρέπει να υλοποιήσετε την `find_k_nearest_neighbors` που υπολογίζει την απόσταση του δοθέντος δείγματος από όλα τα δείγματα εκπαίδευσης, ταξινομεί τις αποστάσεις και επιστρέφει τους δείκτες των k κοντινότερων γειτόνων. Τέλος, για κάθε δείγμα του συνόλου δοκιμών, μέσω της ρουτίνας `__call__` βρίσκετε τους k κοντινότερους γείτονες και εκτελείτε "ψηφοφορία" για την προβλεπόμενη κλάση.

In [15]:
```
from collections import Counter # use Counter for counting hashable objects.
                                # It also has the method .most_common() for retr

class kNNClassifier_v1_5():
    def __init__(self, k=3):
        self.k = k

    def train(self, trainData, trainLabels):
        """Stores the training data."""
        self.X_train = trainData
        self.y_train = trainLabels

    def euclidean_distance(self, x1, x2):
        """Calculates the Euclidean distance between two vectors."""

        return np.sqrt(np.sum((x1 - x2) ** 2))

    def find_k_nearest_neighbors(self, x):
        """
        Finds the k nearest neighbors for the given x.

        Returns:
        - indices: Indices of the k nearest neighbors.
        """

        # Calculate the distance from x to all training samples
        distances = [self.euclidean_distance(x, train_sample) for train_sample i

        # Sort by distance and select the first k indice
        indices = np.argsort(distances)[:self.k]

        return indices


    def __call__(self, X):
        """
        Predicts the labels for the input data using the kNN method.

        Input:
        - X: Test data array (N, d=64), where N is the number of samples and d i

        Returns:
        - predicted_labels: Array of predicted labels (N,).
        """
```

```
        predicted_labels = []

        # For each nearest k
        for sample in X:

            # Find the k nearest neighbors
            nearest_neighbors_indices = self.find_k_nearest_neighbors(sample)

            # Store corresponding Labels of the k neighbors
            nearest_labels = [self.y_train[idx] for idx in nearest_neighbors_ind

            # "Vote" for the most frequent label
            most_common_label = Counter(nearest_labels).most_common(1)[0][0]

            predicted_labels.append(most_common_label)

        return np.array(predicted_labels)
```

In [16]:
```
# TEST/PLOT CODE: DO NOT CHANGE
# TEST kNNClassifierManual

knnClassifierManualX = kNNClassifier_v1_5()
knnClassifierManualX.train(X_train, y_train)
print ('kNN classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, knnClassifierManualX))
```

```
kNN classifier accuracy: 96.111111
```

Ζήτημα 1.6: PCA + κ-κοντινότεροι γείτονες (PCA/k-NN) [6 μονάδες]

Σε αυτό το ζήτημα θα εφαρμόσετε έναν απλό ταξινομητή kNN, αλλά στον χώρο PCA, δηλαδή όχι τον χώρο των πίξελ, αλλά αυτόν που προκύπτει μετά από ανάλυση σε πρωτεύουσες συνιστώσες των εικόνων του συνόλου εκπαίδευσης (για k=3 και 25 πρωτεύουσες συνιστώσες).

Θα πρέπει να υλοποιήσετε μόνοι σας την PCA χρησιμοποιώντας "Singular Value Decomposition (SVD)". Η χρήση του `sklearn.decomposition.PCA` ή οποιουδήποτε άλλου πακέτου που υλοποιεί άμεσα μετασχηματισμούς PCA **θα οδηγήσει σε μείωση μονάδων**. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε τη ρουτίνα `np.linalg.eigh` για την υλοποίησή σας. Προσοχή στον χειρισμό μηδενικών `singular values` μέσα στην υλοποίηση της `svd`.

Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε την προηγούμενη υλοποίηση του ταξινομητή `kNNClassifier_v1_5` σε αυτό το ζήτημα (Υπόδειξη: ορισμός πεδίου `self.knn = ...` μέσα στην `__init__`). Διαφορετικά, μπορείτε να υλοποιήσετε εκ νέου τον ταξινομητή kNN μέσα στην `__call__` με χρήση της `np.linalg.norm`. Μη ξεχάσετε να καλέσετε την προηγούμενη υλοποίηση του πίνακα σύγχυσης `Confusion` για την αξιολόγηση της μεθόδου στο τέλος του ζητήματος.

Είναι ο χρόνος ελέγχου για τον ταξινομητή PCA-kNN μεγαλύτερος ή μικρότερος από αυτόν για τον ταξινομητή kNN; Εφόσον διαφέρει, **σχολιάστε** γιατί στο τέλος της άσκησης.

In [17]:
```
def svd(A):

    # Center the data
    A_centered = A - np.mean(A, axis=0)

    # Compute the covariance matrix
    C = np.dot(A_centered.T, A_centered)

    # Eigenvalue decomposition of the covariance matrix
    eigenvalues, eigenvectors = np.linalg.eigh(C)

    # Sort the eigenvalues and corresponding eigenvectors in descending order
    sorted_indices = np.argsort(eigenvalues)[::-1]
    eigenvalues = eigenvalues[sorted_indices]
    eigenvectors = eigenvectors[:, sorted_indices]

    # Compute U (left singular vectors)
    U = np.dot(A_centered, eigenvectors)

    # Singular values (square root of eigenvalues)
    singular_values = np.sqrt(np.maximum(eigenvalues, 0))  # Ensure no negative

    # Return U, singular values, and V.T (right singular vectors)
    return U, singular_values, eigenvectors.T



class PCAKNNClassifer():
    def __init__(self, components=25, k=3):
        """
        Initialize PCA kNN classifier

        Inputs:
        components: number of principal components
        k: number of neighbors involved in voting
        """
        self.components = components
        self.k = k


    def train(self, trainData, trainLabels):
        """
        Train your model with image data and corresponding labels.

        Inputs:
        trainData: Training images (N,64)
        trainLabels: Labels (N,)
        """

        # Step 1: Center the data (mean-deviation form)
        X_mean = np.mean(trainData, axis=0)  # Mean of each feature (column)
        X_hat = trainData - X_mean  # Centered data

        # Perform SVD on centered data (mean-deviation form of data matrix)
        U, D, V = svd(X_hat)
        # Step 2: Perform SVD on centered data
        U, singular_values, V = svd(X_hat)

        # Step 3: Select the first 'components' principal components (using U)
```

```
        U_reduced = U[:, :self.components]  # Select the first 'components' colu

        # Step 4: Store the reduced data and corresponding labels
        self.trainDataPCA = U_reduced  # Reduced data (N, components)
        self.trainLabels = trainLabels  # Store the labels

        # Optionally, store the mean for future centering during prediction
        self.mean = X_mean


    def __call__(self, x):
        """
        Predict the trained model on test data.

        Inputs:
        x: Test images (N,64)

        Returns:
        predicted labels (N,)
        """
         # Step 1: Center the test data using the training mean (64 features)
        x_centered = x - self.mean  # self.mean is the mean from the training da

        # Step 2: Perform PCA on the centered test data
        U, singular_values, V = svd(x_centered)
        U_reduced = U[:, :self.components]  # Reduce to the first 'components' p

        # Step 3: Perform kNN classification
        predictions = []
        for test_point in U_reduced:
            distances = np.linalg.norm(self.trainDataPCA - test_point, axis=1)
            k_neighbors = np.argsort(distances)[:self.k]  # Get the k nearest ne
            k_labels = self.trainLabels[k_neighbors]  # Get the labels of the k
            most_common_label = Counter(k_labels).most_common(1)[0][0]  # Get th
            predictions.append(most_common_label)  # Append prediction for the c

        return np.array(predictions)


# test your classifier with only the first 100 training examples (use this
# while debugging)
pcaknnClassiferX = PCAKNNClassifer()
pcaknnClassiferX.train(X_train[:100], y_train[:100])
print ('PCA-kNN classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, pcaknnClassiferX))
```

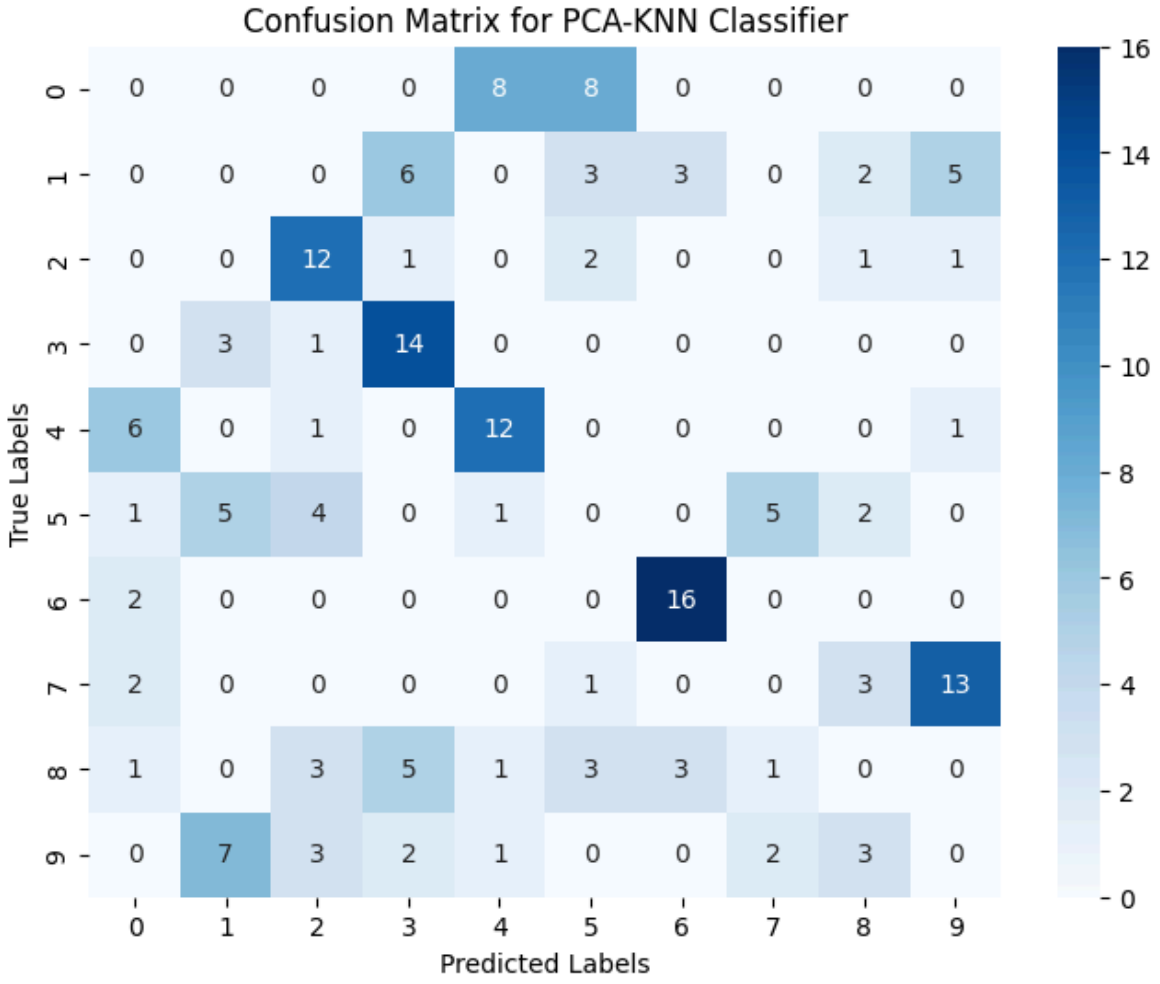
```
PCA-kNN classifier accuracy: 5.555556
```

In [18]:

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix
import seaborn as sns

# test your classifier with all the training examples
pcaknnClassifer = PCAKNNClassifer()
pcaknnClassifer.train(X_train, y_train)
# display confusion matrix for your PCA KNN classifier with all the training exa

# Step 1: Make predictions using the PCA KNN classifier
predictions = pcaknnClassifer(X_test)

# Step 2: Calculate the confusion matrix using sklearn's confusion_matrix
M_pca = confusion_matrix(y_test, predictions)
```

```
# Step 3: Visualize the confusion matrix using seaborn's heatmap
def VisualizeConfussion(conf_matrix):
    plt.figure(figsize=(8, 6))
    sns.heatmap(M_pca, annot=True, fmt='d', cmap='Blues', xticklabels=np.unique(
    plt.title("Confusion Matrix for PCA-KNN Classifier")
    plt.xlabel("Predicted Labels")
    plt.ylabel("True Labels")
    plt.show()

# Display the accuracy and visualize the confusion matrix
print ('PCA-kNN classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, pcaknnClassifer))
VisualizeConfussion(M_pca)
```

```
PCA-kNN classifier accuracy: 11.111111
```



- Σχολιασμός του χρόνου εκτέλεσης PCA-kNN σε σχέση με τον kNN.

Ο χρόνος εκτέλεσης για τον ταξινομητή PCA-kNN είναι μεγαλύτερος από αυτόν του απλού kNN, επειδή περιλαμβάνει την επιπλέον υπολογιστική διαδικασία της PCA (κεντράρισμα, υπολογισμός συνδιακύμανσης, SVD, επιλογή συνιστωσών και μετασχηματισμός). Αν και η PCA μπορεί να μειώσει την διάσταση των δεδομένων (και επομένως μπορεί να βελτιώσει την ταχύτητα του kNN στον χώρο PCA), η διαδικασία της PCA παραμένει υπολογιστικά δαπανηρή.

PCA-kNN: Ο χρόνος εκτέλεσης είναι μεγαλύτερος, καθώς πρέπει να γίνει πρώτα η μετατροπή των δεδομένων στο χώρο PCA, κάτι που προσθέτει υπολογιστική

πολυπλοκότητα.

kNN: Ο χρόνος εκτέλεσης είναι μικρότερος, καθώς ο ταξινομητής kNN δεν απαιτεί πρόσθετους υπολογισμούς εκτός από τον υπολογισμό αποστάσεων και την αναζήτηση των k κοντινότερων γειτόνων.

Άσκηση 2: Βαθιά Μάθηση [15 μονάδες + bonus 5 μονάδες (ζήτημα 2.5)]

Ζήτημα 2.1 Αρχική Εγκατάσταση (απεικόνιση παραδειγμάτων) [1 μονάδα]

- **Τοπικά** (jupyter): Ακολουθήστε τις οδηγίες στη διεύθυνση https://pytorch.org/get-started/locally/ για να εγκαταστήσετε την PyTorch τοπικά στον υπολογιστή σας. Για παράδειγμα, αφού δημιουργήσετε και ενεργοποιήσετε κάποιο εικονικό περιβάλλον anaconda με τις εντολές: π.χ. `(base)$ conda create -n askisi`, `(base)$ conda activate askisi`, η εντολή `(askisi)$ conda install pytorch torchvision torchaudio cpuonly -c pytorch` εγκαθιστά την βιβλιοθήκη "PyTorch" σε περιβάλλον Linux/Windows χωρίς GPU υποστήριξη.

Προσοχή σε αυτό το σημείο, αν τρέχετε την άσκηση τοπικά σε jupyter, εκτός της εγκατάστασης του PyTorch, θα χρειαστούν ξανά και κάποιες βιβλιοθήκες `matplotlib`, `scipy`, `tqdm` και `sklearn` (όπως και στην 1η άσκηση), μέσα στο περιβάλλον 'askisi', πριν ανοίξετε το jupyter: `(askisi)$ conda install matplotlib tqdm scipy` και `(askisi)$ conda install -c anaconda scikit-learn`. Αυτό χρειάζεται διότι σε ορισμένες περιπτώσεις, αφού εγκαταστήσετε τις βιβλιοθήκες που απαιτούνται, πρέπει να εξασφαλίσετε ότι ο *Python Kernel* αναγνωρίζει την προϋπάρχουσα εγκατάσταση (PyTorch, matplotlib, tqdm, κτλ.). Τέλος, χρειάζεται να εγκαταστήσετε το jupyter ή jupyterlab μέσω του περιβάλλοντος conda: `(askisi)$ conda install jupyter` και μετά να εκτελέσετε `(askisi)$ jupyter notebook` για να ανοίξετε το jupyter με τη σωστή εγκατάσταση. Αν όλα έχουν γίνει σωστά, θα πρέπει ο *Python Kernel* να βλέπει όλα τα 'modules' που χρειάζεστε στη 2η άσκηση. Διαφορετικά, μπορείτε να εγκαταστήσετε εξ' αρχής όλες τις βιβλιοθήκες, από την αρχή υλοποίησης της εργασίας, μέσα στο εικονικό περιβάλλον *askisi* ώστε να μην είναι απαραίτητη εκ νέου η εγκατάσταση των βιβλιοθηκών που θα χρειαστούν στη 2η άσκηση.

- **Colab**: **Αν** χρησιμοποιείτε google colab, τότε δεν θα χρειαστεί λογικά κάποιο βήμα εγκατάστασης. Αν ωστόσο σας παρουσιαστεί κάποιο πρόβλημα με απουσία πακέτου, π.χ. "ModuleNotFoundError - torchvision", τότε μπορείτε απλώς να το εγκαταστήσετε με χρήση του εργαλείου `pip` εκτελώντας την αντίστοιχη εντολή (π.χ. "!pip install torchvision") σε ένα νέο κελί του notebook.

Σημείωση: Δεν θα είναι απαραίτητη η χρήση GPU για αυτήν την άσκηση, γι' αυτό μην ανησυχείτε αν δεν έχετε ρυθμίσει την εγκατάσταση με υποστήριξη GPU. Επιπλέον, η

εγκατάσταση με υποστήριξη GPU είναι συχνά πιο δύσκολη στη διαμόρφωση, γι' αυτό και προτείνεται να εγκαταστήσετε μόνο την έκδοση CPU.

Εκτελέστε τις παρακάτω εντολές για να επαληθεύσετε την εγκατάστασή σας (PyTorch).

In [19]:
```
import scipy
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F
import torch
from torch.autograd import Variable

# create a tensor of 5x3 random-valued array
x = torch.rand(5, 3)
print(x)
```

```
tensor([[0.1863, 0.1487, 0.5202],
        [0.8694, 0.8817, 0.2829],
        [0.0450, 0.6953, 0.0354],
        [0.2696, 0.7319, 0.0398],
        [0.2665, 0.6380, 0.7427]])
```

Σε αυτή την άσκηση, θα χρησιμοποιήσουμε το πλήρες σύνολο δεδομένων της βάσης δεδομένων MNIST με τις εικόνες ψηφίων 28x28 pixel (60.000 εικόνες εκπαίδευσης, 10.000 εικόνες ελέγχου).

Ο κώδικας που ακολουθεί "κατεβάζει" το σύνολο δεδομένων MNIST της κλάσης torchvision.datasets, στο φάκελο `mnist` (του root καταλόγου). Μπορείτε να αλλάξετε τον κατάλογο που δείχνει η μεταβλητή `path` στη διαδρομή που επιθυμείτε. Ενδεικτικό `path` σε περιβάλλον Windows: **path = 'C:/Users/user/Υπολογιστική Όραση/assignments/assignment/'**. Στην περίπτωση που εργάζεστε μέσω **colab** μπορεί να χρειαστεί η φόρτωση του καταλόγου στο drive, εκτελώντας `from google.colab import drive` και `drive.mount('/content/gdrive')` και μετά θέτοντας π.χ το **path = '/content/gdrive/assignment/'**.

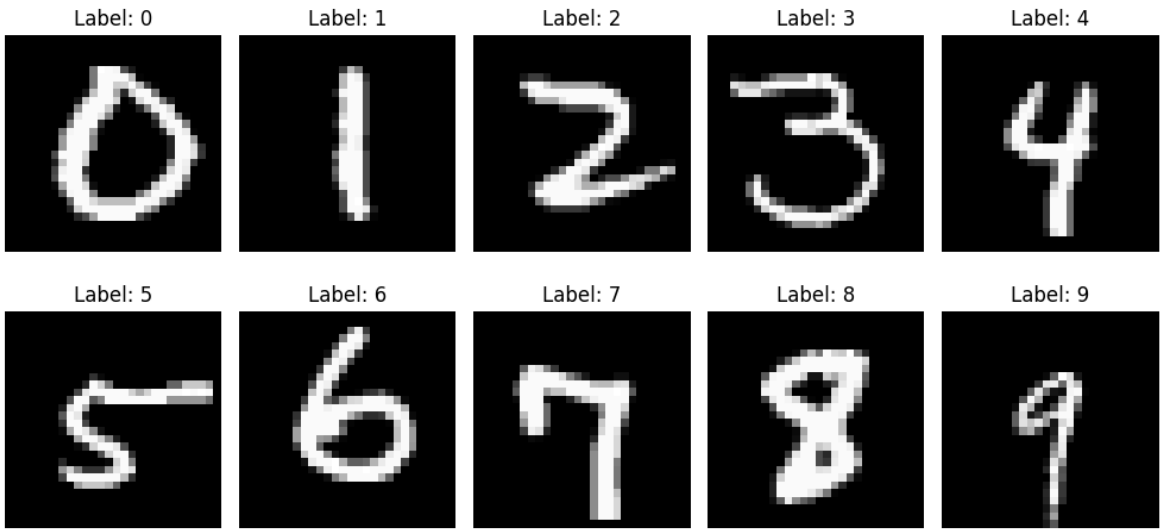
- Θα πρέπει να απεικονίσετε σε ένα σχήμα 2x5 ένα τυχαίο παράδειγμα εικόνας που αντιστοιχεί σε κάθε ετικέτα (κατηγορία) από τα δεδομένα εκπαίδευσης (αντίστοιχα του ζητήματος 1.2).

In [20]:
```
import torch
import torchvision.datasets as datasets

# import additional libs in case not already done in 'askisi 1'
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# Define the dataset directory
path = 'C:/Users/Administrator/Desktop/University/ComputerVision/mnist/'

# Load the MNIST training dataset
train_dataset = datasets.MNIST(root=path, train=True, download=True)

# Extract the images and labels from the training dataset
X_train = train_dataset.data.numpy()
y_train = train_dataset.targets.numpy()
```

```
# Load the MNIST testing dataset
test_dataset = datasets.MNIST(root=path, train=False, download=True)

# Extract the images and labels from the testing dataset
X_test = test_dataset.data.numpy()
y_test = test_dataset.targets.numpy()
```

In [21]:
```
def plot_mnist_sample_high_res(X_train, y_train):
    """
    This function plots a sample image for each category,
    The result is a figure with 2x5 grid of images.

    """
    # Initialize the figure
    fig, axes = plt.subplots(2, 5, figsize=(10, 5))

    # Find one example per label (0-9)
    labels = np.arange(10)  # Digits 0 to 9
    samples = []

    for label in labels:

        # Find indices where the label matches
        indices = np.where(y_train == label)[0]

        # Randomly select one image for the label
        random_idx = np.random.choice(indices)
        samples.append(X_train[random_idx])

    # Plot each sample in the grid
    for i, ax in enumerate(axes.flat):
        ax.imshow(samples[i].reshape(28, 28), cmap='gray')  # Reshape to 28x28
        ax.axis('off')  # Hide axes
        ax.set_title(f"Label: {labels[i]}")

    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

In [22]:
```
# PLOT CODE: DO NOT CHANGE
# This code is for you to plot the results.

plot_mnist_sample_high_res(X_train, y_train)
```



Ζήτημα 2.2: Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου με PyTorch [5 μονάδες]

Ακολουθεί ένα τμήμα βοηθητικού κώδικα για την εκπαίδευση των βαθιών νευρωνικών δικτύων (Deep Neural Networks - DNN).

- Ολοκληρώστε τη συνάρτηση train_net() για το παρακάτω DNN.

Θα πρέπει να συμπεριλάβετε τις λειτουργίες της διαδικασίας της εκπαίδευσης σε αυτή τη συνάρτηση. Αυτό σημαίνει ότι για μια παρτίδα/υποσύνολο δεδομένων (batch μεγέθους 50) πρέπει να αρχικοποιήσετε τις παραγώγους, να υλοποιήσετε τη διάδοση προς τα εμπρός της πληροφορίας (forward propagation), να υπολογίσετε το σφάλμα εκτίμησης, να κάνετε οπισθοδιάδοση της πληροφορίας (μετάδοση προς τα πίσω των παραγώγων σφάλματος ως προς τα βάρη - backward propagation), και τέλος, να ενημερώσετε τις παραμέτρους (weight update). Θα πρέπει να επιλέξετε μια κατάλληλη συνάρτηση απώλειας και βελτιστοποιητή (optimizer) από την βιβλιοθήκη PyTorch για αυτό το πρόβλημα.

Αυτή η συνάρτηση θα χρησιμοποιηθεί στα επόμενα ζητήματα με διαφορετικά δίκτυα. Θα μπορείτε δηλαδή να χρησιμοποιήσετε τη μέθοδο `train_net` για να εκπαιδεύσετε το βαθύ νευρωνικό σας δίκτυο, εφόσον προσδιορίσετε τη συγκεκριμένη αρχιτεκτονική σας και εφαρμόσετε το `forward pass` σε μια υπο/κλάσση της DNN (βλ. παράδειγμα "LinearClassifier(DNN)"). Μπορείτε να ανατρέξετε στη διεύθυνση https://pytorch.org/tutorials/beginner/pytorch_with_examples.html για περισσότερες πληροφορίες. Επίσης, ένα αρκετά χρήσιμο "tutorial" περιλαμβάνεται στο σημειωματάριο jupyter `(tutorial1_pytorch_introduction.ipynb)` στο φάκελο της αναρτημένης εργασίας στη σελίδα ecourse του μαθήματος.

Στο τέλος, μπορείτε να χρησιμοποιήσετε την υφιστάμενη υλοποίηση από την 1η άσκηση για την αξιολόγηση της απόδοσης (`Confusion` και `VisualizeConfussion`).

In [23]:
```
# base class for your deep neural networks. It implements the training loop (tra
import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.init as init
import torch.optim as optim
from torch.autograd import Variable
from torch.nn.parameter import Parameter
from tqdm import tqdm
from scipy.stats import truncnorm

class DNN(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(DNN, self).__init__()
        pass

    def forward(self, x):
        raise NotImplementedError

    def train_net(self, X_train, y_train, epochs=1, batchSize=50):

        # criterion selection, i.e, loss function
```

```
        criterion = nn.CrossEntropyLoss()  # Suitable for classification problem

        # optimizer selection, using `optim.
        optimizer = optim.SGD(self.parameters(), lr=0.001, momentum=0.9)  # Adju

        # For each epoch
        for epoch in range(epochs):
            running_loss = 0.0

            # Shuffle training data
            indices = np.arange(X_train.shape[0])
            np.random.shuffle(indices)
            X_train = X_train[indices]
            y_train = y_train[indices]

            # For each batch
            for i in range(0, X_train.shape[0], batchSize):
                # Prepare batch data
                batch_X = X_train[i:i+batchSize]
                batch_y = y_train[i:i+batchSize]

                # Assign inputs and labels using PyTorch's autograd package via
                inputs = Variable(torch.FloatTensor(batch_X))
                labels = Variable(torch.LongTensor(batch_y))

                # Zero the parameter gradients
                optimizer.zero_grad()

                # Forward pass
                outputs = self.forward(inputs)

                # Compute loss
                loss = criterion(outputs, labels)

                # Backward pass
                loss.backward()

                # Weight update
                optimizer.step()

                # Final Loss
                running_loss += loss.item()

            # Print loss for the epoch
            print(f"Epoch [{epoch+1}/{epochs}], Loss: {running_loss/X_train.shap

    def __call__(self, x):
        inputs = Variable(torch.FloatTensor(x))
        prediction = self.forward(inputs)
        return np.argmax(prediction.data.cpu().numpy(), 1)

# helper function to get weight variable
def weight_variable(shape):
    initial = torch.Tensor(truncnorm.rvs(-1/0.01, 1/0.01, scale=0.01, size=shape
    return Parameter(initial, requires_grad=True)

# helper function to get bias variable
def bias_variable(shape):
    initial = torch.Tensor(np.ones(shape)*0.1)
    return Parameter(initial, requires_grad=True)
```

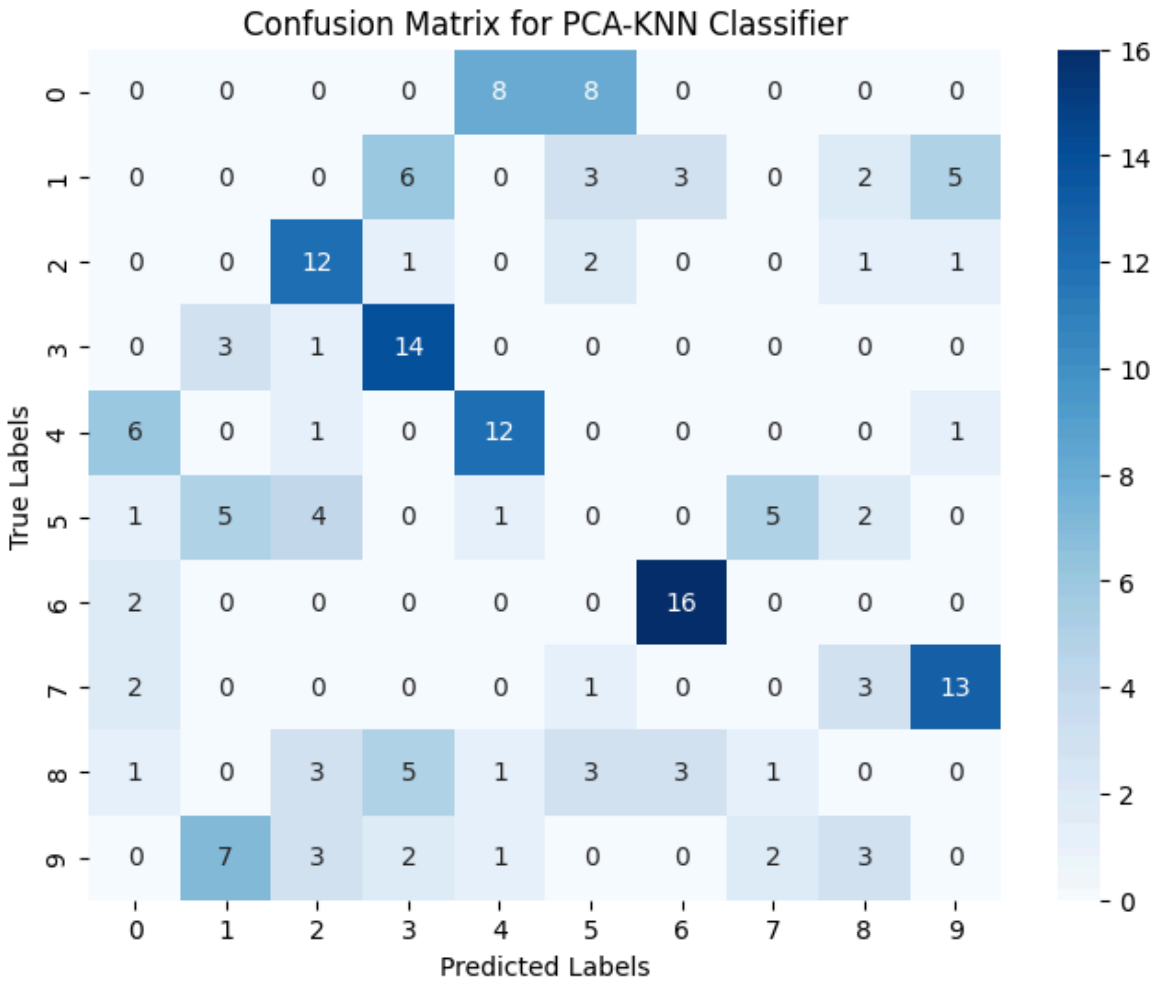
In [24]:
```
#import numpy as np
# example linear classifier - input connected to output
# you can take this as an example to learn how to extend DNN class
class LinearClassifier(DNN):
    def __init__(self, in_features=28*28, classes=10):
        super(LinearClassifier, self).__init__()
        # in_features=28*28
        self.weight1 = weight_variable((classes, in_features))
        self.bias1 = bias_variable((classes))

    def forward(self, x):
        # linear operation
        y_pred = torch.addmm(self.bias1, x.view(list(x.size())[0], -1), self.wei
        return y_pred

#X_train=np.float32(np.expand_dims(X_train,-1))/255
#X_train=X_train.transpose((0,3,1,2))

#X_test=np.float32(np.expand_dims(X_test,-1))/255
#X_test=X_test.transpose((0,3,1,2))

## In case abovementioned 4 lines return error: Modify the lines for transposing
## and X_test by uncommenting the following 4 lines and place the 4 lines above

X_train = np.float32(X_train) / 255.0
X_train = X_train.reshape(-1, 1, 28, 28)

X_test = np.float32(X_test) / 255.0
X_test = X_test.reshape(-1, 1, 28, 28)
```

In [25]:
```
# test the example linear classifier (note you should get around 90% accuracy
# for 10 epochs and batchsize 50)
linearClassifier = LinearClassifier()
linearClassifier.train_net(X_train, y_train, epochs=10)

# Define the test function because otherwise I get a NameError in the print func
def test(X_test, y_test, classifier):
    correct = 0
    batchSize = 50
    for i in range(0, X_test.shape[0], batchSize):
        batch_X = X_test[i:i+batchSize]
        batch_y = y_test[i:i+batchSize]
        predictions = classifier(batch_X)
        correct += np.sum(predictions == batch_y)
    accuracy = correct / X_test.shape[0] * 100
    return accuracy

print ('Linear classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, linearClassifier))
```

```
Epoch [1/10], Loss: 0.0180
Epoch [2/10], Loss: 0.0102
Epoch [3/10], Loss: 0.0089
Epoch [4/10], Loss: 0.0082
Epoch [5/10], Loss: 0.0078
Epoch [6/10], Loss: 0.0075
Epoch [7/10], Loss: 0.0073
Epoch [8/10], Loss: 0.0071
Epoch [9/10], Loss: 0.0069
Epoch [10/10], Loss: 0.0068
Linear classifier accuracy: 91.150000
```

In [26]:
```python
# display confusion matrix
from sklearn.metrics import confusion_matrix, ConfusionMatrixDisplay
import matplotlib.pyplot as plt

# Generate predictions
predictions = linearClassifier(X_test)

# Compute the confusion matrix
cm = confusion_matrix(y_test, predictions)

# Display the confusion matrix
#disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=np.unique(y_t
#disp.plot(cmap=plt.cm.Blues)  # Optional: Change the colormap if desired
#plt.title("Confusion Matrix")
#plt.show()

print('Linear Classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, linearClassifier))
VisualizeConfussion(cm)
```

```
Linear Classifier accuracy: 91.150000
```



Ζήτημα 2.3: Οπτικοποίηση Βαρών (Visualizing Weights of Single Layer Perceptron) [3 μονάδες]

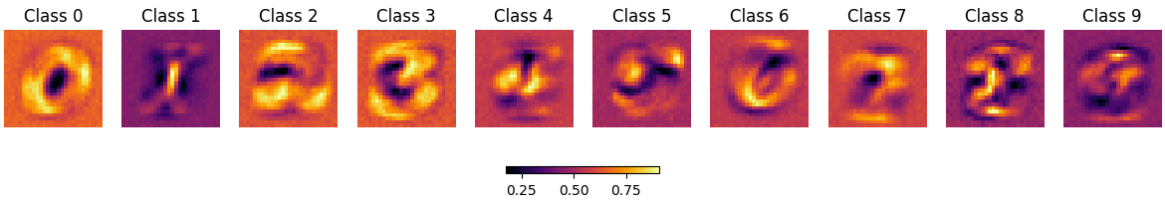
Αυτός ο απλός γραμμικός ταξινομητής που υλοποιείται στο παραπάνω κελί (το μοντέλο απλά επιστρέφει ένα γραμμικό συνδυασμό της εισόδου) παρουσιάζει ήδη αρκετά καλά αποτελέσματα.

- Σχεδιάστε τα βάρη του φίλτρου που αντιστοιχούν σε κάθε κατηγορία εξόδου (τα **βάρη**/weights, όχι τους όρους *bias*) ως εικόνες. Κανονικοποιήστε τα βάρη ώστε να βρίσκονται μεταξύ 0 και 1 ($z_i = \frac{w_i - min(w)}{max(w) - min(w)}$). Χρησιμοποιήστε έγχρωμους χάρτες όπως "inferno" ή "plasma" για καλά αποτελέσματα (π.χ. cmap='inferno', ως όρισμα της imshow()).

- Σχολιάστε με τι μοιάζουν τα βάρη και γιατί μπορεί να συμβαίνει αυτό.

In [27]:
```
# Plot filter weights corresponding to each class, you may have to reshape them
# linearClassifier.weight1.data will give you the first layer weights

# Access the weights (excluding bias terms) from the linear classifier
weights = linearClassifier.weight1.data.cpu().numpy()  # Convert to NumPy array

# Normalize the weights for better visualization
normalized_weights = (weights - weights.min()) / (weights.max() - weights.min())

# Plot the weights corresponding to each class
```

```
num_classes = weights.shape[0]  # Number of output classes
fig, axes = plt.subplots(1, num_classes, figsize=(15, 5))

for i in range(num_classes):
    # Reshape the weights to 28x28
    reshaped_weight = normalized_weights[i].reshape(28, 28)

    # Plot the weight as an image
    ax = axes[i]
    im = ax.imshow(reshaped_weight, cmap='inferno')
    ax.set_title(f"Class {i}")
    ax.axis('off')

# Add a color bar to show the normalization
fig.colorbar(im, ax=axes, orientation='horizontal', fraction=0.02, pad=0.1)
plt.show()
```



Σχολιασμός των βαρών

Τα βάρη αντικατοπτρίζουν την προσέγγιση του γραμμικού ταξινομητή στη διάκριση των κατηγοριών. Η οπτικοποίησή τους δείχνει ποια χαρακτηριστικά του κάθε ψηφίου θεωρούνται σημαντικά για την ταξινόμηση. Τα μοτίβα τους έχουν νόημα λόγω της προβλεψιμότητας των δεδομένων MNIST, αλλά η γραμμικότητα του μοντέλου περιορίζει την πολυπλοκότητα των σχέσεων που μπορεί να μάθει

Ζήτημα 2.4: Νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών επιπέδων - Multi Layer Perceptron (MLP) [6 μονάδες]

Θα υλοποιήσετε ένα MLP νευρωνικό δίκτυο. Το MLP θα πρέπει να αποτελείται από 2 επίπεδα (πολλαπλασιασμός βάρους και μετατόπιση μεροληψίας/bias - γραμμικός συνδυασμός εισόδου) που απεικονίζονται (map) στις ακόλουθες διαστάσεις χαρακτηριστικών:

- 28x28 -> hidden (50)
- hidden (50) -> classes
- Το κρυμμένο επίπεδο πρέπει να ακολουθείται από μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU. Το τελευταίο επίπεδο δεν θα πρέπει να έχει εφαρμογή μη γραμμικής απεικόνισης καθώς επιθυμούμε την έξοδο ακατέργαστων 'logits' (στη μηχανική μάθηση, τα logits είναι οι τιμές που παράγονται από το τελικό επίπεδο ενός μοντέλου πριν περάσουν από μια συνάρτηση ενεργοποίησης softmax. Αντιπροσωπεύουν τις προβλέψεις του μοντέλου για κάθε κατηγορία χωρίς να μετατρέπονται σε πιθανότητες).

- Η τελική έξοδος του υπολογιστικού γράφου (μοντέλου) θα πρέπει να αποθηκευτεί στο self.y καθώς θα χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση.
- Θα πρέπει να χρησιμοποιήσετε τις helper ρουτίνες `weight_variable` και `bias_variable` στην υλοποίησή σας.

Εμφανίστε τον πίνακα σύγχυσης (confusion matrix - υλοποίηση 1ης άσκησης) και την ακρίβεια (accuracy) μετά την εκπαίδευση. Σημείωση: Θα πρέπει να έχετε ~95-97% ακρίβεια για 10 εποχές (epochs) και μέγεθος παρτίδας (batch size) 50.

Απεικονίστε τα βάρη του φίλτρου που αντιστοιχούν στην αντιστοίχιση από τις εισόδους στις πρώτες 10 εξόδους του κρυμμένου επιπέδου (από τις 50 συνολικά). Μοιάζουν τα βάρη αυτά καθόλου με τα βάρη που απεικονίστηκαν στο προηγούμενο ζήτημα; Γιατί ή γιατί όχι?

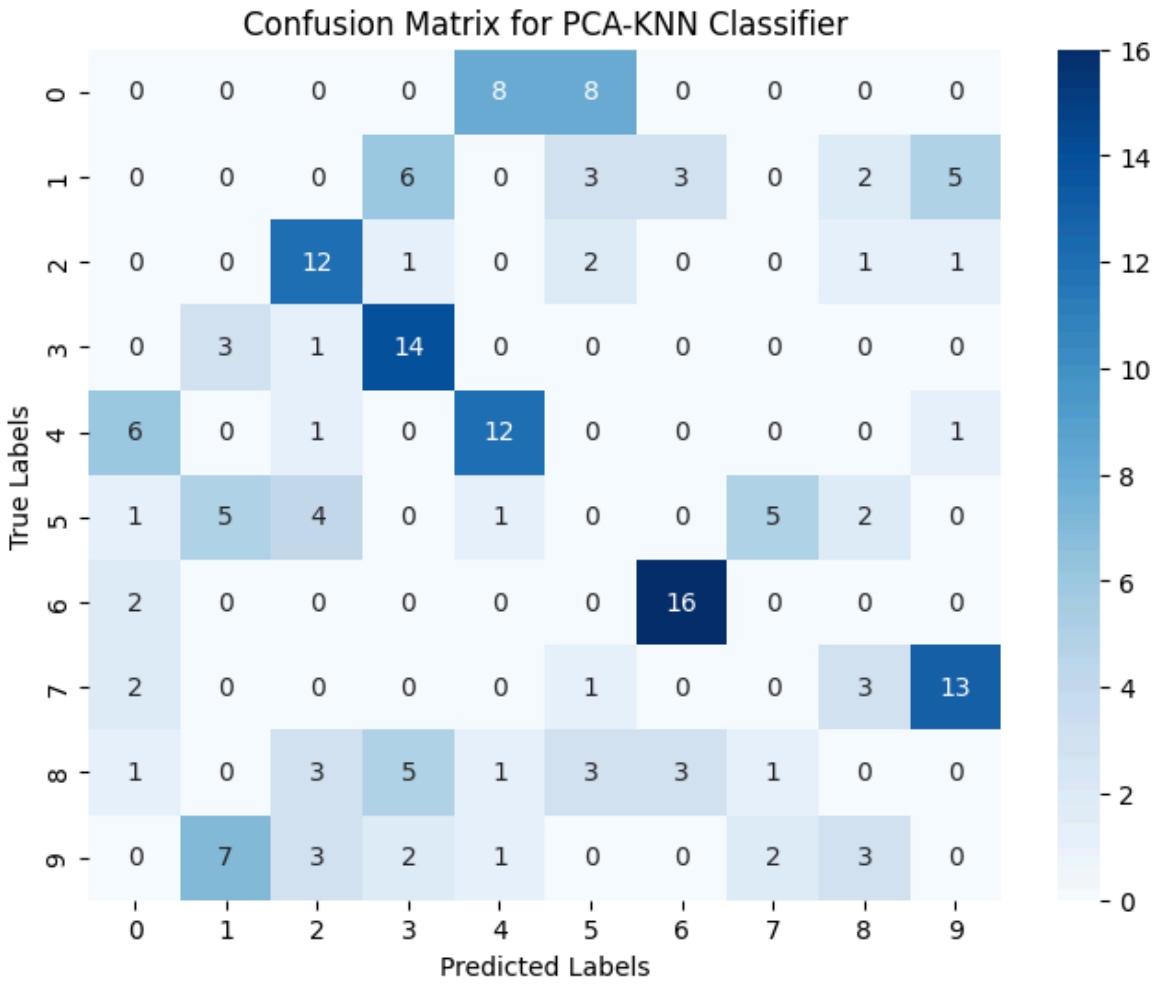
Αναμένεται ότι το μοντέλο εκπαίδευσης θα διαρκέσει από 1 έως μερικά λεπτά για να τρέξει, ανάλογα με τις δυνατότητες της CPU.

In [28]:
```
class MLPClassifer(DNN):
    def __init__(self, in_features=28*28, classes=10, hidden=50):
        """
        Initialize weight and bias variables
        """
        super(MLPClassifer, self).__init__()
        # Input to hidden layer
        self.weight1 = weight_variable((hidden, in_features))
        self.bias1 = bias_variable((hidden,))

        # Hidden to output layer
        self.weight2 = weight_variable((classes, hidden))
        self.bias2 = bias_variable((classes,))


    def forward(self, x):
        # Flatten the input to match weight dimensions
        x = x.view(x.size(0), -1)

        # Input to hidden layer with ReLU activation
        hidden = torch.mm(x, self.weight1.t()) + self.bias1
        hidden = torch.relu(hidden)

        # Hidden to output layer (logits, no activation)
        self.y = torch.mm(hidden, self.weight2.t()) + self.bias2
        return self.y



mlpClassifer = MLPClassifer()
mlpClassifer.train_net(X_train, y_train, epochs=10, batchSize=50)
```

```
Epoch [1/10], Loss: 0.0346
Epoch [2/10], Loss: 0.0119
Epoch [3/10], Loss: 0.0085
Epoch [4/10], Loss: 0.0074
Epoch [5/10], Loss: 0.0068
Epoch [6/10], Loss: 0.0064
Epoch [7/10], Loss: 0.0061
Epoch [8/10], Loss: 0.0059
Epoch [9/10], Loss: 0.0056
Epoch [10/10], Loss: 0.0054
```

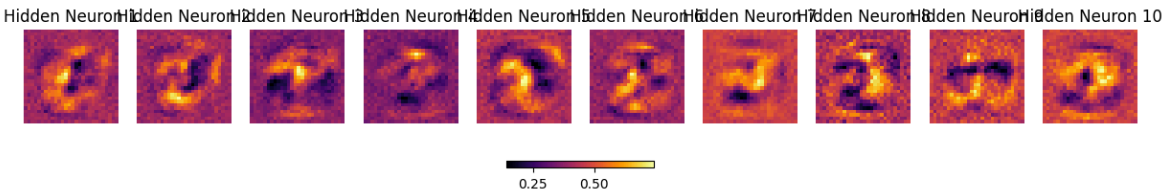
In [29]:
```
# Plot confusion matrix
M_mlp,acc_mlp = Confusion(X_test, y_test, mlpClassifer)

print ('Confusion matrix - MLP classifier accuracy: %f'%acc_mlp)

# Check also standard accucary of test() for consistency
print ('MLP classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, mlpClassifer))

VisualizeConfussion(M_mlp)
```

```
Confusion matrix - MLP classifier accuracy: 92.590000
MLP classifier accuracy: 92.590000
```



In [30]:
```
# Plot filter weights
# Access the weights from input to the hidden layer
hidden_weights = mlpClassifer.weight1.data.cpu().numpy()

# Normalize the weights
normalized_weights = (hidden_weights - hidden_weights.min()) / (hidden_weights.m
```

```
# Visualize the first 10 hidden neuron weights
fig, axes = plt.subplots(1, 10, figsize=(15, 5))
for i in range(10):
    weight_image = normalized_weights[i].reshape(28, 28)  # Reshape to 28x28
    ax = axes[i]
    im = ax.imshow(weight_image, cmap='inferno')
    ax.set_title(f"Hidden Neuron {i+1}")
    ax.axis('off')

# Add a colorbar
fig.colorbar(im, ax=axes, orientation='horizontal', fraction=0.02, pad=0.1)
plt.show()
```



Σχολιασμός της απεικόνισης βαρών

Τα βάρη αυτά δε μοιάζουν με τα βάρη που απεικονίστηκαν στο προηγούμενο ζήτημα λόγω της προσθήκης μη γραμμικότητας μέσω της συνάρτησης ReLU και του κρυμμένου επιπέδου τα οποία βελτιώνουν σημαντικά την ικανότητα του δικτύου να αναγνωρίζει μοτίβα. Αυτό εξηγεί γιατί το MLP έχει πολύ υψηλότερη ακρίβεια (95-97%) σε σχέση με τον γραμμικό ταξινομητή (90%).Τα βάρη που απεικονίζονται δείχνουν πώς το MLP μαθαίνει να κατανοεί τα δεδομένα σε πολλαπλά επίπεδα αφαίρεσης.

Ζήτημα 2.5: Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο - Convolutional Neural Network (CNN) [`bonus` 5 μονάδες]

Εδώ θα υλοποιήσετε ένα CNN με την ακόλουθη αρχιτεκτονική:

- n=10 (output features or filters)
- ReLU(Conv(kernel_size=5x5, stride=2, output_features=n))
- ReLU(Conv(kernel_size=5x5, stride=2, output_features=n*2))
- ReLU(Linear(hidden units = 64))
- Linear(output_features=classes)

Δηλαδή, 2 συνελικτικά επίπεδα (Conv Layers) όπου απεικονίζουν μη-γραμμικά (ReLU) την είσοδο του προηγούμενου επιπέδου, ακολουθούμενα από 1 πλήρως συνδεδεμένο κρυμμένο επίπεδο (FC hidden layer) με μη γραμμική ενεργοποίηση (ReLU) και μετά το επίπεδο εξόδου (output layer) όπου συνδυάζει γραμμικά τις τιμές του προηγούμενου επιπέδου.

Εμφανίστε τον πίνακα σύγχυσης και την ακρίβεια μετά την εκπαίδευση. Θα πρέπει να έχετε περίπου ~98% ακρίβεια για 10 εποχές και μέγεθος παρτίδας 50.

Σημείωση: Δεν επιτρέπεται να χρησιμοποιείτε τις torch.nn.Conv2d() και torch.nn.Linear(). Η χρήση αυτών θα οδηγήσει σε αφαίρεση μονάδων. Χρησιμοποιήστε τις δηλωμένες συναρτήσεις conv2d(), weight_variable() και

bias_variable(). Ωστόσο στην πράξη, όταν προχωρήσετε μετά από αυτό το μάθημα, θα χρησιμοποιήσετε torch.nn.Conv2d() που κάνει τη ζωή πιο εύκολη και αποκρύπτει όλες τις υποφαινόμενες λειτουργίες.

Μην ξεχάσετε να σχολιάσετε τον κώδικά σας όπου χρειάζεται (π.χ. στον τρόπο υπολογισμού των διαστάσεων της εξόδου σε κάθε επίπεδο).

In [31]:
```
import torch.nn.functional as F

# output size = (input size + 2*padding - kernel size)/stride + 1
# flattened size = n * 2 * 7 * 7

def conv2d(x, W, stride, bias=None):
    # x: input
    # W: weights (out, in, kH, kW)
    return F.conv2d(x, W, bias, stride=stride, padding=2)

# Defining a Convolutional Neural Network
class CNNClassifer(DNN):
    def __init__(self, classes=10, n=10):
        super(CNNClassifer, self).__init__()

        # First convolutional layer
        self.W_conv1 = nn.Parameter(weight_variable((n, 1, 5, 5)))
        self.b_conv1 = nn.Parameter(bias_variable((n,)))

        # Second convolutional layer
        self.W_conv2 = nn.Parameter(weight_variable((n * 2, n, 5, 5)))
        self.b_conv2 = nn.Parameter(bias_variable((n * 2,)))

        # Fully connected hidden layer
        self.W_fc1 = nn.Parameter(weight_variable((n * 2 * 7 * 7, 64)))
        self.b_fc1 = nn.Parameter(bias_variable((64,)))

        # Output layer
        self.W_fc2 = nn.Parameter(weight_variable((64, classes)))
        self.b_fc2 = nn.Parameter(bias_variable((classes,)))

    def forward(self, x):

        # First convolutional layer
        x = F.conv2d(x, self.W_conv1, bias=self.b_conv1, stride=2, padding=2)
        x = F.relu(x)

        # Second convolutional layer
        x = F.conv2d(x, self.W_conv2, bias=self.b_conv2, stride=2, padding=2)
        x = F.relu(x)

        # Flatten the tensor
        x = x.view(x.size(0), -1)  # Flatten to (batch_size, n*2*7*7)

        # Fully connected hidden layer
        x = F.linear(x, self.W_fc1, self.b_fc1)
        x = F.relu(x)

        # Output layer
        y = F.linear(x, self.W_fc2, self.b_fc2)
```

```
        return y

# Initialize and train the CNN classifier
cnnClassifer = CNNClassifer()
cnnClassifer.train_net(X_train, y_train, epochs=10, batchSize=50)
```

```
---------------------------------------------------------------------------
RuntimeError                              Traceback (most recent call last)
Cell In[31], line 56
     54 # Initialize and train the CNN classifier
     55 cnnClassifer = CNNClassifer()
---> 56 cnnClassifer.train_net(X_train, y_train, epochs=10, batchSize=50)

Cell In[23], line 51, in DNN.train_net(self, X_train, y_train, epochs, batchSize)
     48 optimizer.zero_grad()
     50 # Forward pass
---> 51 outputs = self.forward(inputs)
     53 # Compute loss
     54 loss = criterion(outputs, labels)

Cell In[31], line 46, in CNNClassifer.forward(self, x)
     43 x = x.view(x.size(0), -1)  # Flatten to (batch_size, n*2*7*7)
     45 # Fully connected hidden layer
---> 46 x = F.linear(x, self.W_fc1, self.b_fc1)
     47 x = F.relu(x)
     49 # Output layer

RuntimeError: mat1 and mat2 shapes cannot be multiplied (50x980 and 64x980)
```

In [32]:
```
# Plot confusion matrix and print the test accuracy of the classifier
M_cnn, acc_cnn = Confusion(X_test, y_test, cnnClassifer)

print ('Confusion matrix - MLP classifier accuracy: %f'%acc_cnn)

# Check also standard accucary of test() for consistency
print ('MLP classifier accuracy: %f'%test(X_test, y_test, cnnClassifer))

VisualizeConfussion(M_cnn)
```

```
---------------------------------------------------------------------------
RuntimeError                              Traceback (most recent call last)
Cell In[32], line 2
      1 # Plot confusion matrix and print the test accuracy of the classifier
----> 2 M_cnn, acc_cnn = Confusion(X_test, y_test, cnnClassifer)
      4 print ('Confusion matrix - MLP classifier accuracy: %f'%acc_cnn)
      6 # Check also standard accucary of test() for consistency

Cell In[12], line 14, in Confusion(testData, testLabels, classifier)
      9 acc=0
     11 for data, label in DataBatch(testData, testLabels, batchsize, shuffle=Fal
se):
     12
     13     # Get predictions from the classifier
---> 14     predictions = classifier(data)
     16     # Update the confusion matrix
     17     for true_label, predicted_label in zip(label, predictions):

Cell In[23], line 70, in DNN.__call__(self, x)
     68 def __call__(self, x):
     69     inputs = Variable(torch.FloatTensor(x))
---> 70     prediction = self.forward(inputs)
     71     return np.argmax(prediction.data.cpu().numpy(), 1)

Cell In[31], line 46, in CNNClassifer.forward(self, x)
     43 x = x.view(x.size(0), -1)  # Flatten to (batch_size, n*2*7*7)
     45 # Fully connected hidden layer
---> 46 x = F.linear(x, self.W_fc1, self.b_fc1)
     47 x = F.relu(x)
     49 # Output layer

RuntimeError: mat1 and mat2 shapes cannot be multiplied (50x980 and 64x980)
```

- Σημειώστε ότι οι προσεγγίσεις MLP/ConvNet οδηγούν σε λίγο μεγαλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης από την προσέγγιση K-NN.
- Στη γενική περίπτωση, οι προσεγγίσεις Νευρωνικών Δικτύων οδηγούν σε σημαντική αύξηση της ακρίβειας, αλλά, σε αυτή την περίπτωση, εφόσον το πρόβλημα δεν είναι ιδιαίτερα δύσκολο, η αύξηση της ακρίβειας δεν είναι και τόσο υψηλή.
- Ωστόσο, αυτό εξακολουθεί να είναι αρκετά σημαντικό, δεδομένου του γεγονότος ότι τα ConvNets που χρησιμοποιήσαμε είναι σχετικά απλά, ενώ η ακρίβεια που επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας το K-NN είναι αποτέλεσμα αναζήτησης σε πάνω από 60.000 εικόνες εκπαίδευσης για κάθε εικόνα ελέγχου.
- Συνιστάται ιδιαίτερα να αναζητήσετε περισσότερα για τα νευρωνικά δίκτυα/PyTorch στη διεύθυνση https://pytorch.org/tutorials/beginner/deep_learning_60min_blitz.html καθώς και στο σχετικό tutorial στην αναρτημένη εργασία στη σελίδα ecourse του μαθήματος **tutorial1_pytorch_introduction.ipynb**.

Οδηγίες υποβολής

Μην ξεχάσετε να κάνετε turnin το αρχείο Jupyter notebook **και** το PDF αρχείο αυτού του notebook μαζί με το συνοδευτικό αρχείο `onoma.txt` : **turnin**

assignment@mye046 onoma.txt assignment.ipynb assignment.pdf

Βεβαιωθείτε ότι το περιεχόμενο σε **κάθε κελί εμφανίζεται** καθαρά στο τελικό σας αρχείο PDF. Για να μετατρέψετε το σημειωματάριο σε PDF, μπορείτε να επιλέξετε **έναν** από τους παρακάτω τρόπους:

1. Google Colab (Συνιστάται): You can `print` the web page and save as PDF (e.g. Chrome: Right click the web page → Print... → Choose "Destination: Save as PDF" and click "Save"). Προσοχή στην περίπτωση όπου κώδικας/σχόλια εμφανίζονται εκτός των ορίων της σελίδας. Μια λύση είναι η αλλαγή γραμμής π.χ. σε σχόλια που υπερβαίνουν το πλάτος της σελίδας.

- Στην περίπτωση που οι εικόνες εξόδου δεν εμφανίζονται σωστά, μια λύση μέσω colab είναι (εργαλείο nbconvert):
  - Ανέβασμα του αρχείου `assignment.ipynb` στο home directory του Colaboratory (ο κατάλογος home είναι: /content/).
  - Εκτελέστε σε ένα κελί colab ενός νέου notebook: `!jupyter nbconvert --to html /content/assignment.ipynb`
  - Κάνετε λήψη του assignment.html τοπικά στον υπολογιστή σας και ανοίξτε το αρχείο μέσω browser ώστε να το εξάγετε ως PDF.

2. Local Jupyter/JupyterLab(Συνιστάται): You can `print` the web page and save as PDF (File → Print... → Choose "Destination: Save as PDF" and click "Save"). Προσοχή στην περίπτωση όπου κώδικας/σχόλια εμφανίζονται εκτός των ορίων της σελίδας. Μια λύση είναι η αλλαγή γραμμής π.χ. σε σχόλια που υπερβαίνουν το πλάτος της σελίδας.

3. Local Jupyter/JupyterLab(**Συνιστάται!**): You can `export` and save as HTML (File → Save & Export Notebook as... → HTML). Στη συνέχεια μπορείτε να μετατρέψετε το HTML αρχείο αποθηκεύοντάς το ως PDF μέσω ενός browser.