Έκθεση Αποτελεσμάτων

Ανακατασκευή μεθόδων Autoencoder και PCA Reconstruction με MNIST

1. Εισαγωγή

Η παρούσα εργασία επικεντρώνεται στη χρήση διαφόρων αλγορίθμων για την ανακατασκευή ψηφίων από το σύνολο δεδομένων MNIST. Οι μέθοδοι που χρησιμοποίησα περιλαμβάνουν:

- 1. Έναν κλασικό autoencoder.
- 2. Ανακατασκευή μέσω Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (PCA).
- 3. Έναν autoencoder για την ανακατασκευή του επόμενου ψηφίου (Next Digit Autoencoder).
- 4. Έναν classifier για την αξιολόγηση των ανακατασκευασμένων ψηφίων.

2. Αλγόριθμοι και Υλοποιήσεις

2.1 Classic Autoencoder

Ο κλασικός autoencoder σχεδιάστηκε με έναν γραμμικό encoder και έναν γραμμικό decoder. Χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση απώλειας MSELoss και η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε με early stopping για αποφυγή υπερεκπαίδευσης.

Αρχιτεκτονική:

Encoder: Linear(784, 128)

Decoder: Linear(128, 784)

Υλοποίηση:

- ο Αρχικοποίηση των βαρών με τον βελτιστοποιητή Adam (Ir=0.001).
- Διακοπή εκπαίδευσης στην 263η εποχή με χρόνο εκπαίδευσης ~9.52 λεπτά.

2.2 PCA Reconstruction

Η PCA χρησιμοποιήθηκε για τη μείωση των διαστάσεων στα 128 components και την ανακατασκευή των αρχικών δεδομένων μέσω της αντίστροφης μετατροπής.

Διαδικασία:

ο Εφαρμογή PCA με Scikit-learn.

ο Ανακατασκευή μέσω inverse_transform.

• Πλεονέκτημα:

ο Πολύ γρήγορη διαδικασία (~4.13 δευτερόλεπτα).

2.3 Next Digit Autoencoder

Αυτός ο autoencoder επεκτείνει την ιδέα της ανακατασκευής προβλέποντας το επόμενο ψηφίο. Χρησιμοποιήθηκε η ίδια αρχιτεκτονική με τον κλασικό autoencoder, αλλά με δεδομένα εκπαίδευσης κατάλληλα διαμορφωμένα.

Υλοποίηση:

- ο Αρχικοποίηση με Adam (Ir=0.001).
- ο Διακοπή εκπαίδευσης στην 432η εποχή με χρόνο ~20.50 λεπτά.

2.4 Classifier

Για την αξιολόγηση των ανακατασκευασμένων ψηφίων χρησιμοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο ταξινόμησης (classifier). Το δίκτυο εκπαιδεύτηκε στο σύνολο δεδομένων MNIST και η απόδοσή του χρησιμοποιήθηκε ως μετρική για να ελεγχθεί η ποιότητα των ανακατασκευών. Ο classifier περιλαμβάνει δύο πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα:

Αρχιτεκτονική:

- ο Πρώτο επίπεδο: Linear(784, 128), ενεργοποίηση ReLU.
- Δεύτερο επίπεδο: Linear(128, 10), έξοδος για κατηγοριοποίηση 10 κλάσεων.

Σκοπός:

 Να αξιολογήσει εάν το ανακατασκευασμένο ψηφίο μπορεί να αναγνωριστεί σωστά.

3. Αποτελέσματα

3.1 Classic Autoencoder

Ακρίβεια:

Training Set: 99.91%

Test Set: 97.87%

• Χαρακτηριστικά Παραδείγματα:

- Καλύτερες κατηγορίες: 1 με ακρίβεια 99.03%,
 0 με ακρίβεια 98.57%, 6 με ακρίβεια 98.02%
- Χειρότερες κατηγορίες: 9 με ακρίβεια 96.73%,
 με ακρίβεια 96.71%, 8 με ακρίβεια 96.82%
- Χρόνος Εκπαίδευσης: 9.52 λεπτά.

3.2 PCA Reconstruction

- Ακρίβεια:
 - o Training Set: 99.46%
 - Test Set: 97.99%
- Χαρακτηριστικά Παραδείγματα:
 - Καλύτερες κατηγορίες: 1 με ακρίβεια 99.12%, 0 με ακρίβεια 98.88%, 6 με ακρίβεια 98.54%
 - Χειρότερες κατηγορίες: 2 με ακρίβεια 96.71%,
 5 με ακρίβεια 96.97%,
 4 με ακρίβεια 97.15%
- **Χρόνος Εκτέλεσης**: 4.13 δευτερόλεπτα.

3.3 Next Digit Autoencoder

- Ακρίβεια:
 - o Training Set: 99.73%
 - Test Set: 95.40%
- Χαρακτηριστικά Παραδείγματα:
 - Καλύτερες κατηγορίες: 1 -> 2 με ακρίβεια 98.50%,
 0 -> 1 με ακρίβεια 96.84%, 3 -> 4 με ακρίβεια 96.34%
 - Χειρότερες κατηγορίες: 5 -> 6 με ακρίβεια 93.95%, 4 -> 5 με ακρίβεια 93.99%, 8 -> 9 με ακρίβεια 94.15%
- Χρόνος Εκπαίδευσης: 20.50 λεπτά.

4. Σύγκριση Autoencoder και PCA

4.1 Απόδοση

2

Το PCA εμφανίζει ελαφρώς καλύτερη ακρίβεια στο Test Set (97.99% έναντι 97.87%), αλλά ο autoencoder παρέχει μεγαλύτερη ευελιξία στην εκμάθηση μη γραμμικών σχέσεων.

4.2 Χρόνος Εκτέλεσης

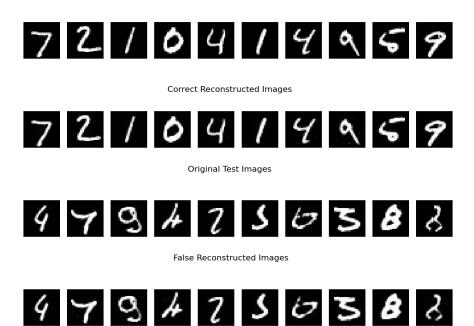
Το PCA είναι σαφώς ταχύτερο από τον autoencoder, με χρόνο εκτέλεσης 4.13 δευτερόλεπτα, ενώ ο Classic Autoencoder χρειάζεται 9.52 λεπτά για την εκπαίδευση. Η διαφορά αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι η PCA βασίζεται σε στατιστική επεξεργασία και όχι σε διαδικασία εκμάθησης μέσω βαρών. Στη PCA, τα δεδομένα μετασχηματίζονται γραμμικά σε έναν χαμηλότερων διαστάσεων χώρο και η ανακατασκευή γίνεται μέσω της αντίστροφης διαδικασίας. Αντίθετα, ο autoencoder χρειάζεται να μάθει τις αναπαραστάσεις μέσω επαναλαμβανόμενων εποχών, κάτι που αυξάνει σημαντικά το χρόνο εκτέλεσης.

5. Συμπεράσματα

Η εργασία απέδειξε ότι:

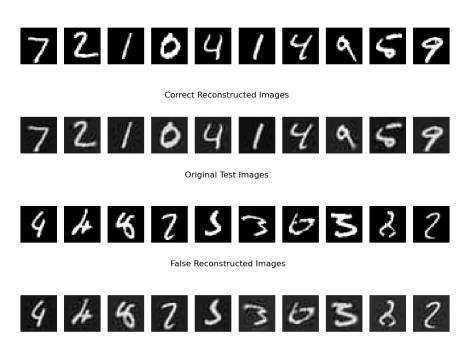
- O Classic Autoencoder επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια και είναι κατάλληλος για μη γραμμικές σχέσεις, αλλά απαιτεί μεγαλύτερο χρόνο εκπαίδευσης.
- Η PCA είναι εξαιρετικά γρήγορη και αποδοτική σε απλούστερα δεδομένα,
 αλλά περιορίζεται από τη γραμμική φύση της.
- Ο Next Digit Autoencoder παρουσίασε ικανοποιητική απόδοση, αλλά λόγω της πολυπλοκότητάς του και της πρόβλεψης επόμενου ψηφίου, η ακρίβειά του ήταν ελαφρώς χαμηλότερη.

Σε γενικές γραμμές, η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου εξαρτάται από τη φύση των δεδομένων και τις απαιτήσεις της εκάστοτε εφαρμογής. Η εργασία απέδειξε ότι τόσο η PCA όσο και οι autoencoders μπορούν να αποδώσουν εξαιρετικά, υπό τις κατάλληλες συνθήκες.



Ανακατασκευή με PCA

Original Test Images



Ανακατασκευή επόμενου ψηφίου με Autoencoder

Original Test Images

