

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 χρησιμοποιήσα περιλαμβάνουν:

- Έναν κλασικό autoencoder.
- Ανακατασκευή μέσω Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (PCA).
- Έναν autoencoder για την ανακατασκευή του επόμενου ψηφίου (Next Digit Autoencoder).
- 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:**
 - Αρχικοποίηση των βαρών με τον βελτιστοποιητή Adam (lr=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:**
 - Εφαρμογή PCA με Scikit-learn.

- Ανακατασκευή μέσω `inverse_transform`.
- **Πλεονέκτημα:**
 - 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:**
 - Αρχικοποίηση με Adam ($\text{lr}=0.001$).
 - 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:**
 - 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%
- 2
- Χρόνος Εκπαίδευσης: 9.52 λεπτά.

3.2 PCA Reconstruction

- Ακρίβεια:
 - 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:
 - 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

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:

- Ο 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 Autoencoder

Original Test Images



Correct Reconstructed Images



Original Test Images



False Reconstructed Images



Ανακατασκευή με PCA

Original Test Images



Correct Reconstructed Images



Original Test Images



False Reconstructed Images



Ανακατασκευή επόμενου ψηφίου με Autoencoder

Original Test Images



Correct Reconstructed Images



Original Test Images



False Reconstructed Images

