



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ

80 εξάμηνο

Ακαδημαϊκό έτος 2023-2024

Σειρά Αναλυτικών Ασκήσεων

Ονοματεπώνυμο : Κουστένης Χρίστος

Α.Μ. : εΙ20227

Άσκηση 1 (Multi Layer Perceptron - Regularization)

1. Στην περίπτωση A το μοντέλο φαίνεται να παρουσιάζει overfitting αφού το training loss παραπέρα μικρό όσο αυτήν των Εποχής εκπαίδευσης σώματος το validation loss αυτήν την περίπτωση κακή γενικεύει το μοντέλο ή δεδομένα τα οποία δεν έχει δει.

Στην περίπτωση B η σταθερή μείωση του validation loss και του training loss ως μικρή διαφορά μεταξύ των δεικνυτών δείχνει ότι το μοντέλο γενικεύει καλά τα δεδομένα αλλά παρουσιάζει overfitting ή underfitting.

2. Στην περίπτωση A ήταν δύσκολη μεγάλη learning rate ή άδεια υπερπαραμέτρων το validation loss εξαγιγγελείται ήδη μεταξύ των αρχικών εποχών και δεν γίνεται με την περίπτωση B. Επομένως, προτείνονται $\frac{n}{2}$ iterations για την περίπτωση και η δια τη B διερεύνεται τις επαναλήψεις των καταχρήσταντων στα διαγράμματα.

3. Η μία τεχνική είναι αυτή των προϊόντων τερματισμού. Χαρακτηρίζεται από απλότητα και αποτελεσματικότητα ενώ δε μεταβαλλεί τη διαδικασία μάθησης. Εξάλλοι οίκοι φαίνεται ότι το πρόγραμμα εργάζεται η εκπομπή του μοντέλου για διάστερες εποχές ή ακόμη επενδύεται σημαντικά.

Η δεύτερη τεχνική δε είναι το data augmentation (επενδύση δεδομένων) και μάλιστα η τεχνική dropout. Έπειτα, επειδή δε γνωρίζουμε τα μέριδα των δικτύων και να καθιστήσουμε δικτύων βασικός ή ακόμη δε διαστάσεις προτείνουμε την παραπόμπη της περιπλέκτη τεχνικής ήτας το L^2 regularization.

4. Το validation set χρησιμεύει για την πίθινη των περταδαρέσκων και είναι ένα πρώτο σείγμα της χαροκόπευτας του ποντικού καδαρίου - δείχνει στο training dataset. Αναδεκνόμενο, το testing - αποτελεί μια ανακεφαλεντή μέτρηση τελικών σταδίων. Είναι το πιο αμφότικό και αξιόπιστο μέσο εξέτασης της γενίκευσης του ποντικού αριού απαριθμητικών εντελεσθητικών δεδομένων για το ποντίκι.

Άσκηση 2 (Representation Learning - Autoencoders).

- (a) Εχουμε μο, u_c (256×1) auto-encoder και 5 κρυψανά στοιχία [500 250 50 250 500]. Κάθε λέξη αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα με 256 στοιχεία μέσω του skipgram. Από την είσοδο του auto-encoder θα είναι $\text{dim}(x_i) = \underline{\underline{256}}$.
- (b) Το μέγεθος του y_i θα είναι ίδιο με το μέγεθος εισόδου, από $\text{dim}y_i = \text{dim}x_i = \underline{\underline{256}}$
- (c) Η παραπομπή αντιπροσωπεύεται είναι ίση με το μέγεθος των στοιχίων στο κέντρο του auto-encoder, δηλαδή $\underline{\underline{50}}$.

Άσκηση 3 (Recurrent Neural Network)

Οι εγγρές του περιγράφου το RNN είναι:

$$h_t = g(W_{hx}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h)$$

$$y_t^{\text{RNN}} = W_{hy}h_t + b_y$$

a) Με χρήση ReLU ως activation function, με φυδεύτικα biases και χειροποίητας τις τιμές που διαρκεύνει για τους πινakes έχουμε:

- $C_t = C = \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 i_j = [1 \ 1]^T$

- $x_1 = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1]^T$, αποδείκνυται ότι λεκινής από

τη λέξη <start> ήτη $x_{\text{start}} = [0, 0, 0]^T$.

$$\begin{aligned} h_t &= \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} + 0 \right) = \\ &= \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$y_t^{\text{RNN}} = \begin{bmatrix} -5 & -5 \\ 0 & 3 \\ 1 & 2 \\ 2 & 2 \\ 3 & -1 \\ 2,9 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} + 0 = \begin{bmatrix} -10 \\ 3 \\ 3 \\ 4 \\ 2 \\ 2,9 \end{bmatrix} \rightarrow \text{cat}$$

$$x_2 = [1, -2, 0, 1, 1]^T \quad \text{ap\circ u} \quad y_1 = y_{\text{cat}}.$$

$$h_2 = \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} + 0 \right) =$$

$$= \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right) = \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$y_2^{\text{RNN}} = \begin{bmatrix} -5 & -5 \\ 0 & 3 \\ 1 & 2 \\ 2 & 2 \\ 3 & -1 \\ 9, 9 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix} + 0 = \begin{bmatrix} -15 \\ 0 \\ 3 \\ 6 \\ 9 \\ 8, 7 \end{bmatrix} \rightarrow \text{staring}$$

staring

$$x_3 = [0, -1, -1, 1, 1]^T \text{ αφού } y_2^{\text{RNN}} = y_{\text{staring}}$$

$$h_3 = \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ -1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix} \right) =$$

$$= \text{ReLU} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$y_3^{\text{RNN}} = \begin{bmatrix} -5 & -5 \\ 0 & 3 \\ 1 & 2 \\ 2 & 2 \\ 3 & -1 \\ 2,9 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix} + 0 = \begin{bmatrix} -10 \\ 6 \\ 4 \\ 2 \\ -2 \\ 0 \end{bmatrix} \rightarrow \langle \text{stop} \rangle$$

Τελική φράση: "cat staring"

Συντάξεις: "<start> cat staring <stop>"

input. sequence generated!

6)

Attention Scores

$$\text{Score} = Q \cdot K^T = h_0 [i_1, i_2, i_3, i_4]^T = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Scaled Scores

$$\text{Scaled Score} = \frac{\text{Score}}{\sqrt{dk}} = \frac{\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}{\sqrt{2}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Attention Weights

$$P = \text{softmax}(\text{Scaled Score}) = \text{softmax}(\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}) = \begin{bmatrix} e^0/4 & e^0/4 & e^0/4 & e^0/4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix}$$

Therefore,

$$z = P \cdot V = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Karakteristike des Bildes sind die großen weißen Bereiche
in der rechten unteren Ecke.

Assignment 4 (Convolutional Neural Networks)

(a) Exoupe as 6x6EIS:

$$\left. \begin{aligned} W_2 &= \left(\frac{W_1 - F_w + 2P}{S} \right) + 1 \stackrel{P=0}{\Rightarrow} W_2 = \frac{W_1 - F_w}{S} \\ H_2 &= \left(\frac{H_1 - F_h + 2P}{S_h} \right) + 1 \stackrel{P=0}{\Rightarrow} H_2 = \frac{H_1 - F_h}{S_h} \\ D_2 &= K \cdot D_1 \end{aligned} \right\} \Leftrightarrow$$

$$\left. \begin{aligned} W_2 &= \frac{227 - 11}{4} + 1 \\ H_2 &= \frac{227 - 11}{4} + 1 \\ D_2 &= 1 \text{ ja } 1 \text{ video} \end{aligned} \right\} \Leftrightarrow \left. \begin{aligned} W_2 &= 55 \\ H_2 &= 55 \\ D_2 &= 1 \end{aligned} \right\}$$

bei $\text{na } K = 96$ Exoupe $D_2 = 96$.

(8) Έξουψε $55 \cdot 55 = 3025$ units/filter και
συνολικά 96 filters από $3025 \cdot 96 = 290400$ units.

(9) Για το πρώτο layer έξουψε:

$$[\text{width} \times \text{height} \times \text{channels} + 1] \times \text{filters} =$$
$$[11 \cdot 11 \cdot 3 + 1] \cdot 96 = 34944 \quad \text{έκπλευσιμες}$$

ταραρέψεις

(5) Ταίριαψε flattened input $227 \cdot 227 \cdot 3 = 154587$
μέγεδος εισόδου στο FF δίκτυο. Αρχικά έξουψε 256 units
με 256 biases στη έξουψε σινθήκα:

$$154587 \cdot 256 + 256 = 39574528$$

Άστυν 5 (Generative models)

(a) Variational Autoencoders

- Αποτελείται από δύο κύρια μέρη τον encoder
- Οποιος μετατρέπει τα δεδομένα εισόδου σε μια αναπαράσταση λιγότερων διαστάσεων και τον decoder
- Ήντος αριθμεί τα βοηθητικά δεδομένα του encoder ως εισόδο και επιχειρεί να ανακατασκευάσει τα αρχικά δεδομένα. Αυτό τον τους διαχωρίζει από τους άλλους Auto-Encoders είναι η κωδικοποίηση των δεδομένων στο latent space από τον encoder με χρήση κατανομής πιθανότητας εώς να επιτευχθεί η ανάγκαια κωνικότητη. Συντακτικά, χρησιμοποιούνται προβεγγίες κατανομής κατανομής.
- Η εκπαίδευση γίνεται προβλαδίωντας και μεγιστοποιούμενη
- Λογιαρίθμος της πιθανοφαίρειας, δηλαδή να έλαβε στο διάλιμα μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου, τον είναι θετική είκονη αφού παρακελευθύνει μόνο αυτήν την τηλί για επιτίμηση της περιελάσ της.
- Τα δεδομένα έχουν χαριτική ποιότητα (low-fidelity). Αυτό οφείλεται αφεντικά στο ενδεχόμενο αλληλοεπίδρυμα των τηλίν των κατανομών του latent code και αφεντικά στο pixel-based loss. Για το τελευταίο προσδέσουμε ότι τα VAEs δεν διατίθουν pixel-level πληροφορία πλάκων της βοηθητικής του υφιστάντος τα δεδομένα. Επομένως μετασχηματίζεις της εικόνας διαδηλώνουν το μοντέλο σε δελτίο εικόνες. Αυτό το πρόβλημα δεν αντιμετωπίζεται στα GANs και στα Diffusion Models.
- High-diversity samples: Η προσπορία μεγιστοποιεί της πιθανοφαίρειας σύμβολοι σε κάλυψη όλων των τηλίν της training dataset προσφέροντας κατάλληλη capacity των μοντέλων για τα διάφορα datapoints.

(B) GANs

- Αποτελούνται από δύο λεχαριστικά νευρωνικά σίκου: τον generator και τον discriminator. Ο generator παρέχει τεχνητές τύπες δομών και τον discriminator ανθεκτικά δείχνει τις εντοπίσεις αυτών. Εάν, ο generator επιτύχει την ανθεκτική δείχνηση της παραγόμενης γεγονότας, τότε η παραγόμενη γεγονότα θα είναι πιο πιστή από την πραγματική. Εάν, ο generator επιτύχει την ανθεκτική δείχνηση της παραγόμενης γεγονότας, τότε η παραγόμενη γεγονότα θα είναι πιο πιστή από την πραγματική.
- Η επιτοικευση είναι η πιο δύσκολη ασκ. Για να επιτοικιστεί η είκονα πρέπει να είναι πολύ πιο πιστή από την πραγματική γεγονότα και την αντεπεξόντα δεν επιτοικιστεί εύκολα.
- Δείχνηση υψηλής ποιότητας: Αν το δίκυο συγχρίνει τότε ο discriminator δεν μπορεί να διακρίνει την πραγματική από την ανθεκτική δείχνηση του. Εάν όμως πάραγει πραγματικές εικόνες στην έβδομη του generator
- Low diversity samples: Το adversarial loss του generator παρακελεύεται να επιτοικιστεί σετερομένων. Όταν ο discriminator είναι overtrained τότε ο generator εγκατέλειψε την παραγωγή μηκού τημπορίας των δεδομένων εισόδου. Αυτό σε σχετική πρόβλημα λαζαίζει "mode collapse"

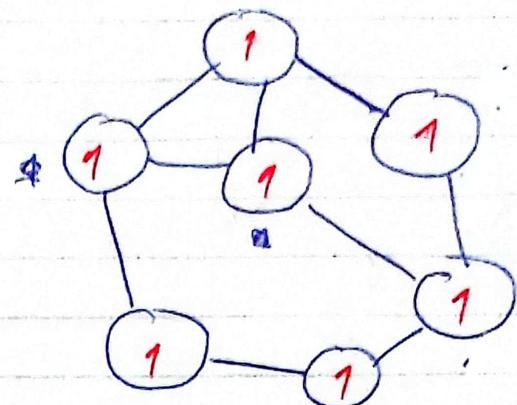
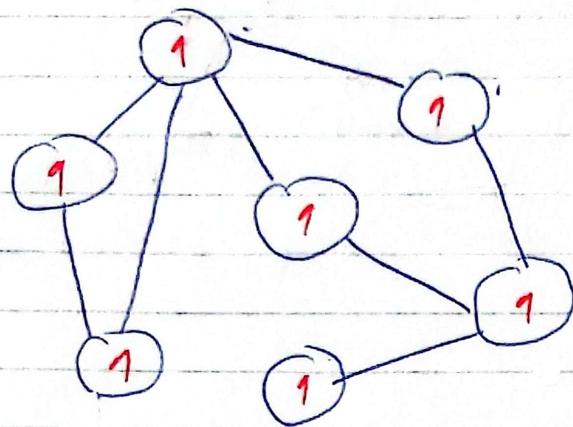
8) Άλλα

Diffusion Models

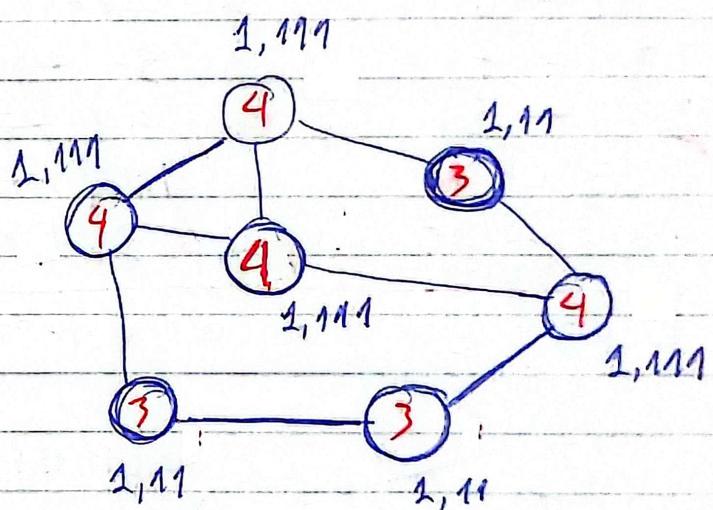
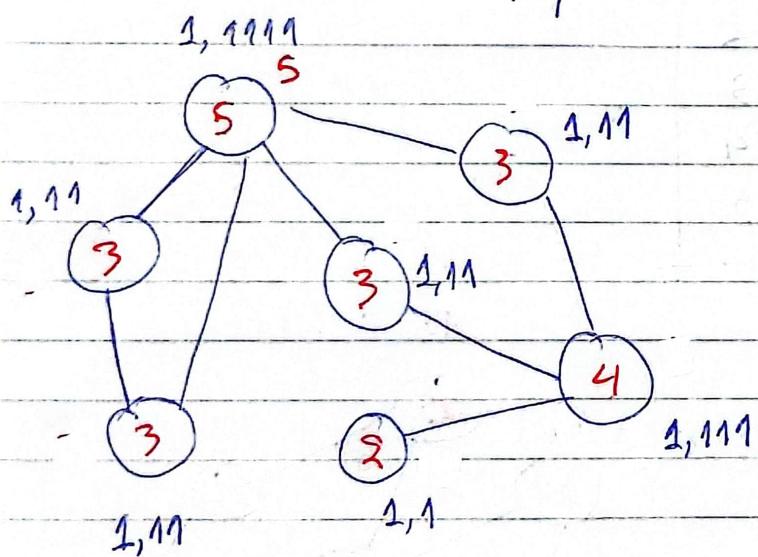
- Απεριόριτην από μία προκαθορισμένη διαδικασία diffusion προς τα επιπρόσ και από μία εκποιησηγμή διαδικασία diffusion προς τα πίσω. Το forward diffusion είναι μία αδυνάτη Markov τεύχος σταδιακή προσέτελε δόρυφο στα δείγματα εισόδου ενώ το reversed diffusion επιχειρεί να αντιστρέψει τα αποτελέσματα των πρώτων.
- Η εκποίηση γίνεται ψέσω μεγιστορείνων των περιορισμών της πιθανοφάσιας. Κατά τη διαρροή της εκποίησης υποδειχθείουν δορυφόρες εικόνες με T και $T-1$ διηματικές επιδεξαστικές σεξαία στην αυτή την T . Το diffusion model γινεται προβλέπει την εικόνα των $T-1$ διηματων από την εικόνα των T διηματων με δόρυφο. Η παραγόμενη εικόνα και αυτή την $T-1$ διηματων βελτιώνονται χρησιμοποιώντας L2 loss.
- High diversity samples: Η μεγιστορείνων της πιθανοφάσιας καλύπτει όλα τα μοδελς των training dataset.
- Υψηλή παραγωγή (θερμομέτρια): Λόγω της σταδιακής αρχιπέλευς των δορυφών, δε αντιδρεί με τα GANs ή τα VAEs που σε παραγόντων αποδειξιών της δεδομένης, το μετέπειτα αυτές δημιουργεί τρώτα μία προεδρήγη της - εικόνας και σταδιακή προσέτελε δεπτομέρειες.
- Εύκολη εκποίηση, αλλα πολύ αργή εκτέλεση δε δεγκτεριών με τη σύγχρονη δύο παραγόντων (Slow sample generation). Αυτές τα καθίστανται αρκετά με κανονικές ταχύτητας.

Activity 6 (Graph Neural Networks)

Bijna 1: Approximation.

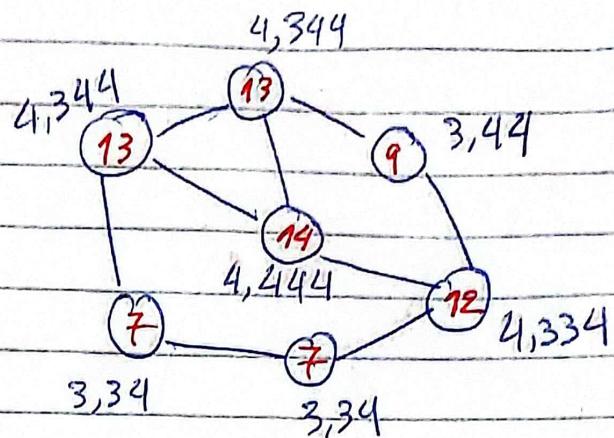
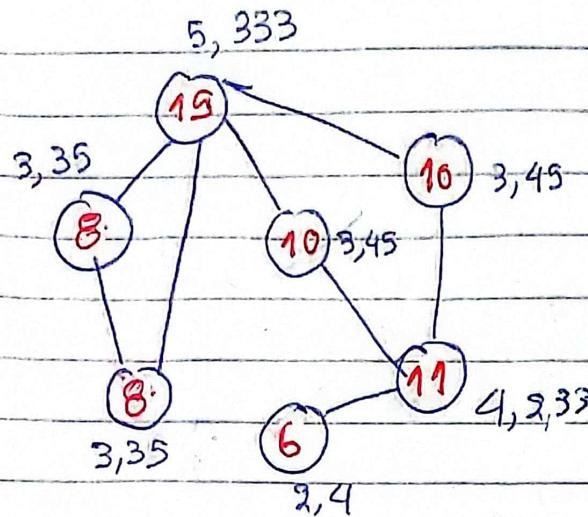


Bijna 2: Encodierung 1 \equiv



$$\begin{array}{l}
 \text{1,1} \rightarrow 2 \\
 \text{1,11} \rightarrow 3 \\
 \text{1,111} \rightarrow 4 \\
 \text{1,1111} \rightarrow 5
 \end{array}$$

Βιβλιο 3^ο: Επανάδημη 2^η

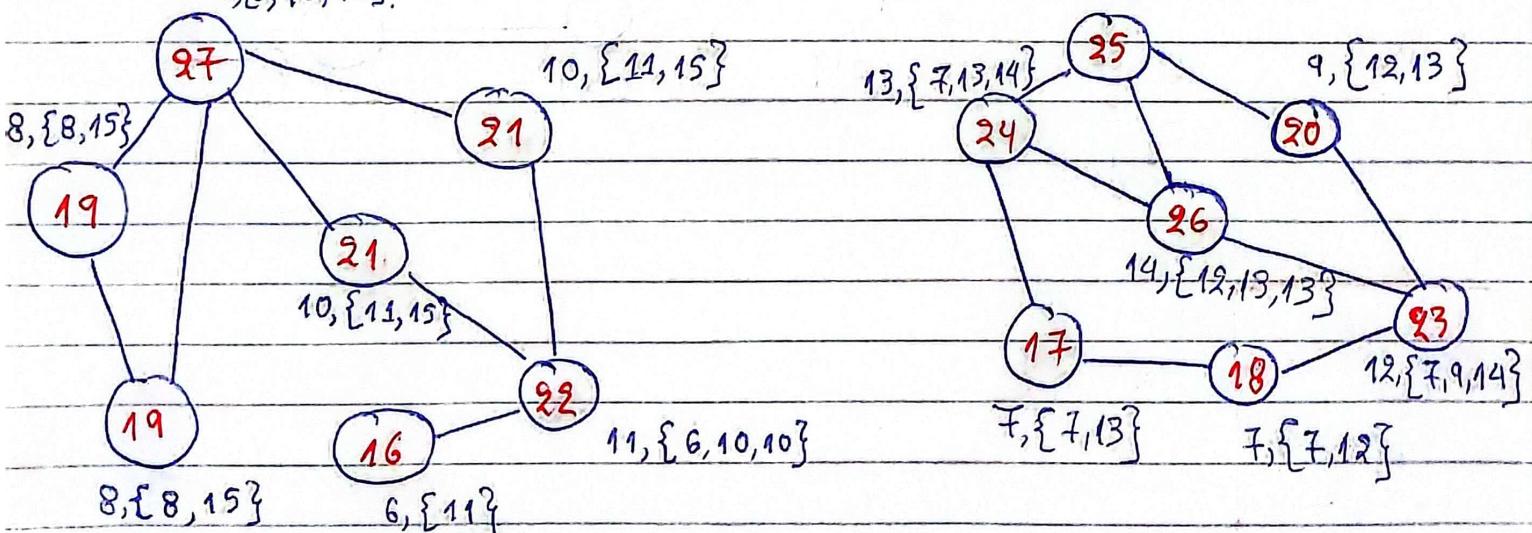


$2, 4 \rightarrow 6$	$4, 2, 33 \rightarrow 11$
$3, 34 \rightarrow 7$	$4, 334 \rightarrow 12$
$3, 35 \rightarrow 8$	$4, 344 \rightarrow 13$
$3, 44 \rightarrow 9$	$4, 444 \rightarrow 14$
$3, 45 \rightarrow 10$	$5, 333 \rightarrow 15$

Βιβλιο 4^ο: Επανάδημη 3^η

$\{15, 18, 10, 10\}$

$\{9, 13, 14\}$



$6, \{11\} \rightarrow 16$	$9, \{12, 13\} \rightarrow 20$	$13, \{7, 13, 14\} \rightarrow 24$
$7, \{7, 12\} \rightarrow 17$	$10, \{11, 15\} \rightarrow 21$	$13, \{9, 13, 14\} \rightarrow 25$
$7, \{7, 13\} \rightarrow 18$	$11, \{6, 10, 10\} \rightarrow 22$	$14, \{12, 13, 13\} \rightarrow 26$
$8, \{8, 15\} \rightarrow 19$	$12, \{7, 9, 14\} \rightarrow 23$	$15, \{8, 10, 10\} \rightarrow 27$

Δεν έχει ρόμπα να συνέχισουμε αφού οι γραίφοι δεν
έχουν ταύτον κωνέρια και τα HASH value.

$$\phi(G_1) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 & 00 & 12 & 13 & 14 & 15 & 16 & 17 & 18 & 19 & 20 & 21 & 22 & 23 & 24 & 25 & 26 & 27 \\ 7, 1, 4, 11, 1, 0, 2, 0, 2, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 0, 2, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1 \end{bmatrix}$$

$$\phi(G_2) = [7, 0, 3, 4, 0, 0, 2, 0, 1, 0, 0, 1, 2, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0]$$

$$K(\phi(G_1), \phi(G_2)) = \phi(G_1)^T \cdot \phi(G_2) = \\ = 7 \cdot 7 + 1 \cdot 0 + 3 \cdot 4 + 1 \cdot 4 + 0 = 49 + 12 + 4 = \underline{\underline{65}}$$