# Ερώτημα 1ο

**Λεπτομερής Περιγραφή της Υπολογιστικής Διαδικασίας: Αλγόριθμος LHRR**

Η υπολογιστική διαδικασία που βρίσκεται στο επίκεντρο της παρούσας μελέτης είναι ο αλγόριθμος **Log-based Hypergraph of Ranking References (LHRR)**, ο οποίος αναπτύχθηκε για τη βελτίωση των εργασιών ανάκτησης πολυμέσων μέσω της αξιοποίησης της εγγενούς δομής των πολλαπλών δομών του συνόλου δεδομένων. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις που βασίζονται σε γράφους και μοντελοποιούν μόνο σχέσεις μεταξύ δύο αντικειμένων, ο LHRR χρησιμοποιεί υπεργράφους για να αποτυπώσει σχέσεις υψηλότερης τάξης μεταξύ συνόλων αντικειμένων, προσφέροντας ένα πιο ισχυρό πλαίσιο για μη επιβλεπόμενες εργασίες κατάταξης. Ακολουθούν αναλυτικά τα βήματα της διαδικασίας:

**1. Ορισμός Προβλήματος και Πλαίσιο**

Τα συστήματα ανάκτησης πολυμέσων βασίζονται σε αλγορίθμους κατάταξης για την αναγνώριση και επιστροφή σχετικών δεδομένων. Οι παραδοσιακές προσεγγίσεις συχνά δεν αξιοποιούν πλήρως τη συνολική παγκόσμια δομή των συνόλων δεδομένων, ιδίως σε χώρους χαρακτηριστικών υψηλών διαστάσεων. Ο αλγόριθμος LHRR γεφυρώνει αυτό το κενό, ενσωματώνοντας αρχές μάθησης πολλαπλών δομών και μοντελοποίησης υπεργράφων για την εξαγωγή πιο αποτελεσματικών μέτρων ομοιότητας.

**2. Κύρια Συστατικά του Αλγορίθμου LHRR**

Ο LHRR αποτελείται από διάφορα διασυνδεδεμένα συστατικά, καθένα από τα οποία συμβάλλει στη συνολική αποτελεσματικότητα της διαδικασίας κατάταξης:

* **Κατασκευή Υπεργράφου**: Επεκτείνει τις συμβατικές αναπαραστάσεις γραφήματος χρησιμοποιώντας υπερ-ακμές που συνδέουν πολλαπλές κορυφές (αντικείμενα), μοντελοποιώντας πολύπλοκες σχέσεις στο σύνολο δεδομένων.
* **Υπολογισμός Ομοιότητας**: Αξιοποιεί μεθόδους βασισμένες σε υπεργράφους για να υπολογίσει ζεύγη ομοιοτήτων με βάση τις πολλαπλές δομές, δημιουργώντας βελτιωμένες κατατάξεις.

**3. Υπολογιστικά Βήματα**

**Βήμα 1: Κανονικοποίηση Κατάταξης**

Εφαρμόζεται διαδικασία κανονικοποίησης κατάταξης για τη βελτίωση της συμμετρίας στις σχέσεις κατάταξης μεταξύ αντικειμένων. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τον τύπο κανονικοποίησης:



όπου τις θέσεις κατάταξης του αντικειμένου j στη λίστα του i, και αντίστροφα.

**Βήμα 2: Κατασκευή Υπεργράφου**

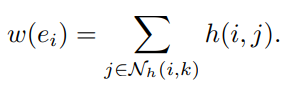
Ένας **υπεργράφος** είναι μια γενίκευση του παραδοσιακού γράφου, όπου οι ακμές (E) είναι μη κενά υποσύνολα του συνόλου κορυφών (V), επιτρέποντας τη σύνδεση πολλαπλών κορυφών ταυτόχρονα.

* Κάθε υπερ-ακμή ​ έχει ανατεθεί ένα θετικό βάρος , το οποίο εκφράζει την "εμπιστοσύνη" στις σχέσεις που αποτυπώνονται από την ακμή.
* Ο υπεργράφος μπορεί να αναπαρασταθεί με πίνακα συσχέτισης (​), όπου κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει μια υπερ-ακμή και κάθε στήλη μια κορυφή. Η τιμή είναι 1 αν η κορυφή ​ ανήκει στην υπερ-ακμή ​, και 0 διαφορετικά.
* Για την αντιμετώπιση καταστάσεων όπου απαιτείται βαθμός αβεβαιότητας, εισάγονται **πιθανοτικοί υπεργράφοι**. Αυτοί χρησιμοποιούν συνεχή πίνακα συσχέτισης (H), όπου η συμμετοχή κάθε κορυφής σε μια υπερ-ακμή εκφράζεται μέσω μιας πιθανότητας .

Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την αναπαράσταση σύνθετων και υψηλότερης τάξης σχέσεων μεταξύ αντικειμένων, καθιστώντας τους υπεργράφους ένα ισχυρό εργαλείο για αναλυτικές εφαρμογές.

Ο υπεργράφος G=(V,E,ω) κατασκευάζεται ως εξής:

* V: Οι κορυφές αναπαριστούν τα αντικείμενα του συνόλου δεδομένων.
* E: Οι υπερ-ακμές συνδέουν σύνολα αντικειμένων βάσει των k-πλησιέστερων γειτόνων στις λίστες κατάταξης.
* Το βάρος μιας υπερ-ακμής  υπολογίζεται με βάση μια λογαριθμική συνάρτηση, δίνοντας έμφαση στους κορυφαίους γείτονες:



όπου N(i,k) είναι το σύνολο των k πλησιέστερων γειτόνων της κορυφής i, και h(i,j) είναι ο βαθμός συμμετοχής.

**Βήμα 3: Ομοιότητες Υπερ-Ακμών**

Υπολογίζονται δύο συμπληρωματικά μέτρα ομοιότητας:

1. **Ομοιότητα υπερ-ακμών ()**:  
   Προκύπτει από τον πίνακα συσχέτισης H και τον μετασχηματισμό του: 
2. **Ομοιότητα κορυφών (​)**:  
   Προκύπτει από τις συν-εμφανίσεις σε υπερ-ακμές: 

Αυτά τα μέτρα συνδυάζονται μέσω του γινομένου Hadamard για τη δημιουργία ενιαίου πίνακα ομοιότητας:

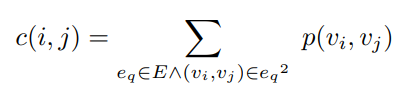


**Βήμα 4: Καρτεσιανό Γινόμενο Υπερ-Ακμών**

Εφαρμόζεται καρτεσιανό γινόμενο για την εξαγωγή ζεύξεων μεταξύ κορυφών εντός των υπερ-ακμών. Η σχέση μεταξύ κορυφών ​ και ​ σε μια υπερ-ακμή ​ υπολογίζεται ως:



Αυτές οι σχέσεις συγκεντρώνονται σε έναν πίνακα ομοιότητας C.



**Βήμα 5: Ομοιότητα Βασισμένη σε Υπεργράφους**

Οι πίνακες S και C συνδυάζονται για τη δημιουργία ενός τελικού πίνακα συσχέτισης:



Ο πίνακας αυτός χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό ενημερωμένων κατατάξεων.

**4. Επαναληπτική Βελτιστοποίηση**

Ο αλγόριθμος LHRR μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη συνδυαστική αξιοποίηση πολλαπλών χαρακτηριστικών, όπου οι λίστες κατάταξης κάθε χαρακτηριστικού συνδυάζονται επαναληπτικά, επιτυγχάνοντας πιο ακριβείς αναπαραστάσεις της δομής του συνόλου δεδομένων.

**5. Σύντηξη Χαρακτηριστικών για Δεδομένα Πολλαπλών Όψεων**

Ο αλγόριθμος LHRR υποστηρίζει τη σύντηξη χαρακτηριστικών, επιτρέποντας τον συνδυασμό πολλαπλών περιγραφών χαρακτηριστικών. Εφαρμόζονται προσαρμοσμένα βάρη σε κάθε χαρακτηριστικό, με βάση την αποτελεσματικότητα των αντίστοιχων υπερ-ακμών.

**6. Αποδοτικότητα και Κλιμακωσιμότητα**

Για να διασφαλιστεί η κλιμακωσιμότητα, ο αλγόριθμος αξιοποιεί αραιές αναπαραστάσεις πινάκων και λίστες γειτνίασης, μειώνοντας την υπολογιστική πολυπλοκότητα σε O(n) υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Η βελτιστοποίηση επιτυγχάνεται περιορίζοντας τους υπολογισμούς στις κορυφαίες L θέσεις στις λίστες κατάταξης.

**7. Πειραματική Επικύρωση**

Ο αλγόριθμος έχει επικυρωθεί εκτενώς σε εννέα δημόσια σύνολα δεδομένων, περιλαμβάνοντας διάφορα σενάρια ανάκτησης πολυμέσων. Τα αποτελέσματα δείχνουν σημαντικές βελτιώσεις απόδοσης.

Η υπολογιστική διαδικασία που βρίσκεται στο επίκεντρο της παρούσας μελέτης είναι ο αλγόριθμος Log-based Hypergraph of Ranking References (LHRR), ο οποίος αναπτύχθηκε για τη βελτίωση των εργασιών ανάκτησης πολυμέσων μέσω της αξιοποίησης της εγγενούς δομής των πολλαπλών δομών του συνόλου δεδομένων. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις που βασίζονται σε γράφους και μοντελοποιούν μόνο σχέσεις μεταξύ δύο αντικειμένων, ο LHRR χρησιμοποιεί υπεργράφους για να αποτυπώσει σχέσεις υψηλότερης τάξης μεταξύ συνόλων αντικειμένων, προσφέροντας ένα πιο ισχυρό πλαίσιο για μη επιβλεπόμενες εργασίες κατάταξης.

**Αποτελέσματα και Συγκρίσεις**

**Εκτενής Αξιολόγηση**  
Ο αλγόριθμος αξιολογήθηκε σε 9 δημόσια σύνολα δεδομένων, που περιλαμβάνουν 7 εικόνες και 2 βίντεο, με ποικίλα χαρακτηριστικά όπως σχήμα, χρώμα, υφή, τοπικές περιγραφές, και νευρωνικά δίκτυα. Τα αποτελέσματα έδειξαν σημαντικές βελτιώσεις:

* **Αύξηση αποτελεσματικότητας έως και +109%** σε ορισμένα σύνολα δεδομένων.
* Για παράδειγμα, στον dataset **Corel5K**, η χρήση CNN-Caffe είχε αρχική MAP 28,07%, η οποία αυξήθηκε σε 50,95% μέσω του LHRR.

**8. Περίληψη Συνεισφορών**

Ο αλγόριθμος LHRR ενσωματώνει προηγμένες τεχνικές μοντελοποίησης υπεργράφων και μάθησης πολλαπλών δομών για να επιτύχει υψηλή ακρίβεια σε μη επιβλεπόμενη ανάκτηση πολυμέσων. Η ικανότητά του για αποδοτικούς υπολογισμούς και σύντηξη χαρακτηριστικών τον καθιστά μια ισχυρή λύση για τις σύγχρονες προκλήσεις ανάκτησης.