Εγγύτητα και αποστάσεις

Ιωάννης Μαδεμλής

Εγγύτητα

Ομοιότητα και ανομοιότητα

- Κατά την προεπεξεργασία, ενδεχομένως να απαιτείται η αποτίμηση της **εγγύτητας** μεταξύ των στοιχείων/προτύπων/διανυσμάτων χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων.

- Παράδειγμα: ορισμένοι αλγόριθμοι εξόρυξης εργάζονται μόνο με τις τιμές εγγύτητας μεταξύ των προτύπων.
  - Από τη στιγμή που αυτές υπολογιστούν, δεν είναι πλέον απαραίτητη η αποθήκευση των αρχικών δεδομένων.

- Ως εγγύτητα ορίζεται η **ομοιότητα** ή η **ανομοιότητα**:
  - Αριθμητικά μέτρα του βαθμού στον οποίον δύο πρότυπα είναι *παρόμοια* ή *διαφέρουν*, αντιστοίχως.

Ομοιότητα και ανομοιότητα

- Σημαντική υποπερίπτωση των μέτρων ανομοιότητας είναι τα μέτρα **απόστασης**.

- Αρκετά μέτρα εγγύτητας λαμβάνουν πραγματικές τιμές στο κλειστό διάστημα [0, 1].
  - 1 σημαίνει μέγιστη ομοιότητα (ή ανομοιότητα).
  - 0 σημαίνει ελάχιστη.

Εγγύτητα

- Συνήθως, τα μέτρα απόστασης λαμβάνουν τιμές στο [0, +∞].

- Τι γίνεται αν το εκάστοτε τρέχον μέτρο εγγύτητας λαμβάνει τιμές σε πεπερασμένο διάστημα διάφορο του [0, 1];

Εγγύτητα

Ομοιότητα και ανομοιότητα

- Αυθαίρετης κλίμακας τιμές εγγύτητας για το τρέχον σύνολο δεδομένων εύκολα μετασχηματίζονται ώστε να εμπίπτουν στο [0, 1]:
  - **Κανονικοποίηση min-max**: έστω ότι η τρέχουσα τιμή εγγύτητας μεταξύ δύο συγκεκριμένων προτύπων είναι s, ενώ στο ολικό σύνολο δεδομένων η μέγιστη/ελάχιστη εμφανιζόμενη τιμή είναι s_{max}/s_{min}, αντιστοίχως.
  - $s' = \frac{s - smin}{s_{max} - smi_n}$.
- Συνήθως, όχι όμως πάντα, μία τιμή ομοιότητας s εξάγεται μέσω μαθηματικού μετασχηματισμού της τιμής ανομοιότητας d:
  - Π.χ., $s = 1 - d$, αν η ανομοιότητα λαμβάνει τιμές στο [0, 1], ή εναλλακτικά $s = - d$.

Ομοιότητα και ανομοιότητα

Εγγύτητα

- Προσοχή: όταν υπολογίζουμε το s με βάση ένα d το οποίο λαμβάνει τιμές στο [0, +∞], τότε το s ίσως να μην εμπίπτει στο [0, 1].
- Αν είναι κρίσιμο το s να εμπίπτει στο [0, 1], μπορεί πρώτα να εφαρμοστεί κανονικοποίηση min-max στις τιμές ανομοιότητας:
  - $s = 1 - \frac{d - d_{min}}{d_{max} - d_{min}}$.
- Είναι σημαντικό να εξασφαλίσουμε ότι δεν χάνεται ή αλλοιώνεται πολύτιμη πληροφορία.
  - Εξαρτάται από την εφαρμογή και τα δεδομένα.
  - Π.χ., με την κανονικοποίηση min-max ορισμένες εγγύτητες μεταξύ διαφορετικών προτύπων ίσως γίνουν ίσες λόγω σφαλμάτων στρογγύλευσης.

Υπολογισμός ανομοιότητας

- Η ανομοιότητα δύο στοιχείων διάστασης 1 (με ένα μόνο γνώρισμα) μπορεί να οριστεί ως:
  - α) η **απόλυτη διαφορά** των τιμών των στοιχείων σε αυτό το γνώρισμα, αν το τελευταίο είναι *αριθμητικό* ή *διατακτικό*,
  - β) να τεθεί ανομοιότητα 1 για δύο στοιχεία με διαφορετική τιμή στο γνώρισμα και ανομοιότητα 0 για ίδια τιμή, σε περίπτωση *ονομαστικού* γνωρίσματος.

Εγγύτητα

- Στην περίπτωση διατακτικού γνωρίσματος μπορεί προαιρετικά να διαιρεθεί η απόλυτη διαφορά με το πλήθος των δυνατών διαφορετικών τιμών του γνωρίσματος.
  - Έτσι, η τελική ανομοιότητα θα λαμβάνει τιμές στο διάστημα [0, 1].

Υπολογισμός ανομοιότητας

- Συνήθως, τα πρότυπα των ενδιαφερόντων συνόλων δεδομένων έχουν *περισσότερες από μία διαστάσεις/γνωρίσματα*.

- Τότε υπάρχουν ποικίλοι τρόποι σύνθεσης των διαφορών μεταξύ των τιμών δύο στοιχείων σε όλα τα γνωρίσματα, προκειμένου να προκύψει εν τέλει *μόνο μία, βαθμωτή τιμή εγγύτητας*.

- Τι γίνεται αν τα *m*-διάστατα πρότυπα έχουν γνωρίσματα διαφορετικού τύπου;
  - Π.χ., ονομαστικά, διατακτικά και αναλογίας;

Εγγύτητα

Υπολογισμός ανομοιότητας

- Παράδειγμα: κάθε πρότυπο περιέχει τρία γνωρίσματα ενός υπαλλήλου κάποιου οργανισμού:
  - *Αύξων αριθμός* (ονομαστικό),
  - *Μισθός* (αναλογίας),
  - *Επίπεδο μόρφωσης* (διατακτικό).

- Τότε η ανομοιότητα μεταξύ δύο προτύπων μπορεί να βρεθεί ως εξής:
  - Υπολογίζουμε ξεχωριστά την ανομοιότητά τους για κάθε γνώρισμα, και κατόπιν
  - λαμβάνουμε τη μέση τιμή των *m* επιμέρους ανομοιοτήτων.
  - Κατά τον υπολογισμό του μέσου όρου, μπορούμε να προβούμε σε ποικίλους, επιπρόσθετους χειρισμούς, αναλόγως με το πρόβλημα και τα δεδομένα.

Εγγύτητα

Υπολογισμός ανομοιότητας

- Κατά τον υπολογισμό του μέσου όρου:
  - Μπορούμε να αγνοήσουμε γνωρίσματα για τα οποία δεν έχει νόημα η σύγκριση μεταξύ προτύπων (π.χ., αύξων αριθμός).
  - Να αγνοήσουμε ενδεχόμενα ασύμμετρα δυαδικά γνωρίσματα όπου και τα δύο πρότυπα έχουν μηδενική τιμή.
  - Να αγνοήσουμε ενδεχόμενα γνωρίσματα όπου απουσιάζει η τιμή του ενός από τα δύο πρότυπα.
  - Αν κάποια γνωρίσματα είναι πιο σημαντικά από τα υπόλοιπα, μπορούμε να υπολογίσουμε **σταθμισμένο μέσο όρο**.
    - Τα βάρη στάθμισης των γνωρισμάτων εξαρτώνται από το εκάστοτε πρόβλημα και σύνολο δεδομένων.

Εγγύτητα

Υπολογισμός απόστασης

- Συνήθως όμως όλα τα γνωρίσματα είναι ίδιου τύπου.
- Τότε, ο πιο κοινός τρόπος υπολογισμού ανομοιότητας μεταξύ δύο πολυδιάστατων προτύπων είναι τα **μέτρα απόστασης**.
- Πρόκειται για μέτρα ανομοιότητας, για τα οποία ισχύουν τα εξής:
  - Η τιμή τους είναι πάντοτε μεγαλύτερη ή ίση του μηδενός (ίση για πανομοιότυπα διανύσματα/πρότυπα).
  - Είναι συμμετρικά: $d(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = d(\mathbf{z}, \mathbf{x})$.
  - Ισχύει η τριγωνική ανισότητα:
    - $d(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \leq d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + d(\mathbf{y}, \mathbf{z})$.
    - Μπορούμε να φτάσουμε από το $\mathbf{x}$ στο $\mathbf{z}$ μέσω μίας παράκαμψης διά του $\mathbf{y}$, αντί για απευθείας, αλλά δεν υπάρχει περίπτωση έτσι η διαδρομή να γίνει συντομότερη.

Εγγύτητα

Υπολογισμός απόστασης

- Το βασικότερο παράδειγμα είναι η **απόσταση Μινκόφσκι**.
  - Κάθε απόσταση στηριγμένη στη νόρμα $\mathcal{L}_p$ της διαφοράς δύο διανυσμάτων/προτύπων.
- Ειδικές περιπτώσεις της απόστασης Μινκόφσκι είναι:
  - Η απόσταση Μανχάταν ($\mathcal{L}_1$).
    - Για δύο διανύσματα χαρακτηριστικών/πρότυπα/στοιχεία με *μόνο δυαδικά γνωρίσματα*, η απόσταση Μανχάταν ταυτίζεται με την **απόσταση Hamming**: το πλήθος των διαφορετικών bit τους.
  - Η ευκλείδεια απόσταση ($\mathcal{L}_2$).
  - Η απόσταση μεγίστου ($\mathcal{L}_{sup}$).
    - Η απόσταση μεγίστου ισούται με τη μέγιστη απόλυτη διαφορά τιμής μεταξύ αντίστοιχων γνωρισμάτων/συνιστωσών των δύο διανυσμάτων/προτύπων/στοιχείων.

Εγγύτητα

Υπολογισμός ομοιοτήτων

- Για τα **μέτρα ομοιότητας** συνήθως ισχύει η *συμμετρία* και η *θετικότητα*, όχι όμως και η *τριγωνική ανισότητα*.
  - Όμως η τριγωνική ανισότητα μπορεί να αυξήσει την αποδοτικότητα ορισμένων αλγορίθμων εξόρυξης οι οποίοι την εκμεταλλεύονται.
    - Π.χ., κάποιες υλοποιήσεις των k-μέσων.
  - Έτσι, δεν είναι σπάνιο κατά την προεπεξεργασία να μετατρέπουμε υπολογισμένες τιμές ομοιότητας σε αποστάσεις.

Εγγύτητα

- Παρακάτω αναλύονται ορισμένα διαδεδομένα μέτρα ομοιότητας για πολυδιάστατα στοιχεία/πρότυπα/διανύσματα χαρακτηριστικών.

Simple Matching Coefficient

- Για δύο διανύσματα με **δυαδικά** γνωρίσματα, συνηθίζεται η χρήση του συντελεστή ομοιότητας **Simple Matching Coefficient** (SMC).

- Είναι το πηλίκο του πλήθους των γνωρισμάτων/bit για τα οποία τα δύο διανύσματα έχουν ίδια τιμή, διά το ολικό πλήθος των γνωρισμάτων.
  - Το ποσοστό των ταυτόσημων (με κοινή τιμή) bit.

- Σε περίπτωση *ασύμμετρων δυαδικών* γνωρισμάτων χρησιμοποιείται μία παραλλαγή του SMC, ο **συντελεστής Jaccard**:
  - Στον τύπο υπολογισμού του δεν λαμβάνονται υπόψη τα γνωρίσματα/bit όπου και τα δύο πρότυπα έχουν τιμή 0.
  - Έτσι αποφεύγεται η ανάθεση υψηλής ομοιότητας σε δύο διανύσματα μόνο και μόνο επειδή έχουν και τα δύο πάρα πολλά μηδενικά bit.

Εγγύτητα

Συντελεστής συνημιτόνου

- Στην περίπτωση διανυσμάτων με **μη δυαδικά ασύμμετρα** γνωρίσματα, εφαρμόζεται συνήθως ο **συντελεστής συνημιτόνου**: $c = \frac{\mathbf{x}^T\mathbf{y}}{||\mathbf{x}||_2||\mathbf{y}||_2}$.
  - Επίσης λαμβάνει υπ' όψη την ασυμμετρία των τιμών, αλλά τα γνωρίσματα δεν χρειάζεται να είναι δυαδικά.
  - Δεν συνυπολογίζει τα μηδενικά γνωρίσματα.
- Εκφράζει το συνημίτονο της γωνίας που σχηματίζουν τα δύο διανύσματα στο διανυσματικό τους χώρο.
  - Λαμβάνει τιμές στο [-1, 1]. Δύο διανύσματα έχουν τιμή c:
    - -1 αν είναι αντιπαράλληλα, 0 αν είναι ορθογώνια, 1 αν είναι παράλληλα.
  - Τα μέτρα των διανυσμάτων/προτύπων αγνοούνται.
  - Ο συντελεστής συνημιτόνου δύο $\mathcal{L}_2$ -κανονικοποιημένων διανυσμάτων (μοναδιαίου ευκλείδειου μέτρου) ισούται με το εσωτερικό τους γινόμενο.

Εγγύτητα

Συσχέτιση

Εγγύτητα

- Εναλλακτικό μέτρο ομοιότητας μεταξύ δύο διανυσμάτων/προτύπων $\mathbf{x}$ και $\mathbf{y}$ είναι η **συσχέτιση**:
  - Το πηλίκο της συνδιακύμανσής τους ($v_{\mathbf{xy}}$) διά το παρακάτω γινόμενο: τυπική απόκλιση του $\mathbf{x}$ ($v_{\mathbf{x}}$) επί την τυπική απόκλιση του $\mathbf{y}$ ($v_{\mathbf{y}}$).
  - Ο υπολογισμός της τυπικής απόκλισης κάθε διανύσματος γίνεται επί όλων των τιμών των γνωρισμάτων/συνιστωσών του.
    - $v_{\mathbf{xy}} = \frac{1}{m-1}\sum_{k=1}^{m}(x_k - \bar{\mathbf{x}})(y_k - \bar{\mathbf{y}})$.
    - $v_{\mathbf{x}} = [\frac{1}{m-1}\sum_{k=1}^{m}(x_k - \bar{\mathbf{x}})^2\ ]^{1/2}$.
    - $v_{\mathbf{y}} = [\frac{1}{m-1}\sum_{k=1}^{m}(y_k - \bar{\mathbf{y}})^2\ ]^{1/2}$.
  - Η συνδιακύμανση μετρά την τάση ταυτόχρονης αυξομείωσης των τιμών των $\mathbf{x}$ και $\mathbf{y}$, καθώς διατρέχουμε τα m γνωρίσματά τους.
  - Η συσχέτιση είναι απλώς κανονικοποιημένη συνδιακύμανση.

Συσχέτιση

- Η συσχέτιση είναι μία πραγματική τιμή στο [-1, 1] η οποία συλλαμβάνει τη γραμμική σχέση μεταξύ των δύο στοιχείων:
  - Είναι -1/1 αν το ένα διάνυσμα είναι βαθμωτό πολλαπλάσιο του δεύτερου με αρνητικό/θετικό συντελεστή κλιμάκωσης, αντιστοίχως.
  - Αν η συσχέτισή τους είναι 0, δεν υπάρχει καμία ανιχνεύσιμη *γραμμική* σχέση μεταξύ των τιμών των γνωρισμάτων των δύο διανυσμάτων.

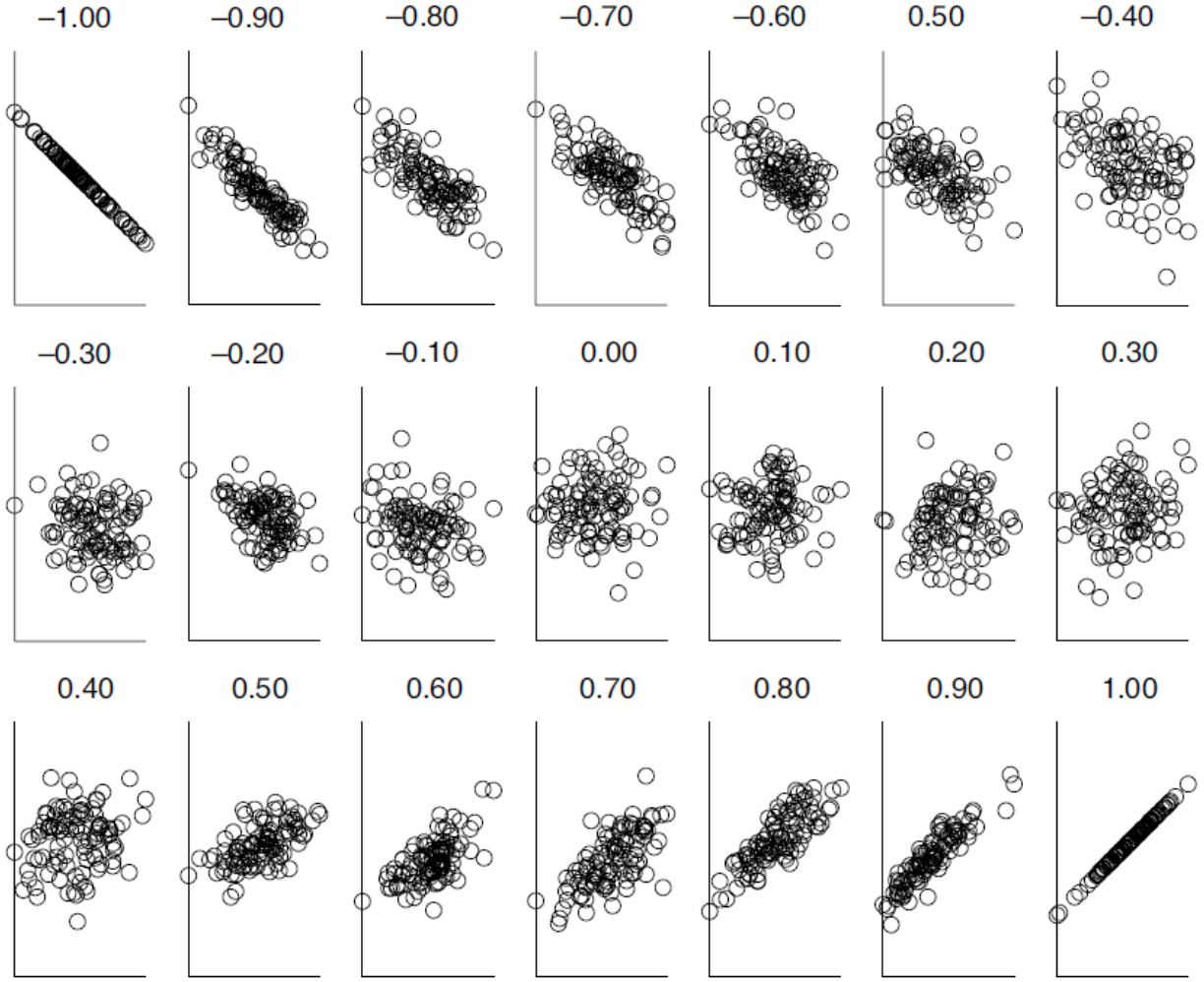
Εγγύτητα

- Μπορούμε να οπτικοποιήσουμε τα m γνωρίσματα των δύο διανυσμάτων ως m σημεία σε μία διδιάστατη γραφική παράσταση.
  - Ο οριζόντιος/κατακόρυφος άξονας εκφράζει το πρώτο/δεύτερο διάνυσμα, αντιστοίχως.
  - Η ισχυρή αρνητική ή θετική συσχέτιση είναι εμφανής ως μία ισχυρή τάση διασποράς των m σημείων κατά μήκος μίας συγκεκριμένης διεύθυνσης.

Συσχέτιση

Εγγύτητα

Διαγράμματα γνωρισμάτων δύο διανυσμάτων για ποικίλες διαφορετικές τιμές συσχέτισης στο [-1,1].



Πηγή: Tan, “Introduction to Data Mining”, 2006.

Συσχέτιση

- Συσχέτιση όμως μπορεί να εμφανίζεται μεταξύ όχι *δύο* συγκεκριμένων *προτύπων*, αλλά μεταξύ κάποιων *γνωρισμάτων*, αν αυτά υπολογιστούν επί *όλων* των προτύπων του συνόλου δεδομένων.
  - **Συντελεστής Pearson** ρ.

- Πώς υπολογίζονται τα ρ;
  - Θεωρούμε καθένα από τα N m-διάστατα πρότυπα του συνόλου δεδομένων μας ως ξεχωριστή παρατήρηση ενός τυχαίου διανύσματος των m τυχαίων μεταβλητών.
  - Υπολογίζουμε ξεχωριστά τη συσχέτιση μεταξύ κάθε δυνατού ζεύγους γνωρισμάτων.
  - Τα αθροίσματα στους τύπους τώρα διατρέχουν τα διαφορετικά πρότυπα, όχι τα διαφορετικά γνωρίσματα.

Εγγύτητα

Συσχέτιση

- Αν υπάρχουν υψηλές συσχετίσεις μεταξύ ορισμένων γνωρισμάτων, τα N m-διάστατα πρότυπα παρουσιάζουν μία ισχυρή τάση **διασποράς** στον διανυσματικό τους χώρο *κατά μήκος μίας συγκεκριμένης διεύθυνσης*.

- Σε περίπτωση 2-διάστατων ή 3-διάστατων προτύπων, αυτό είναι και άμεσα οπτικά εμφανές.
  - Οπτικοποίηση των N διανυσμάτων με ένα διάγραμμα όπου καθένας από τους m άξονες εκφράζει ένα γνώρισμα.

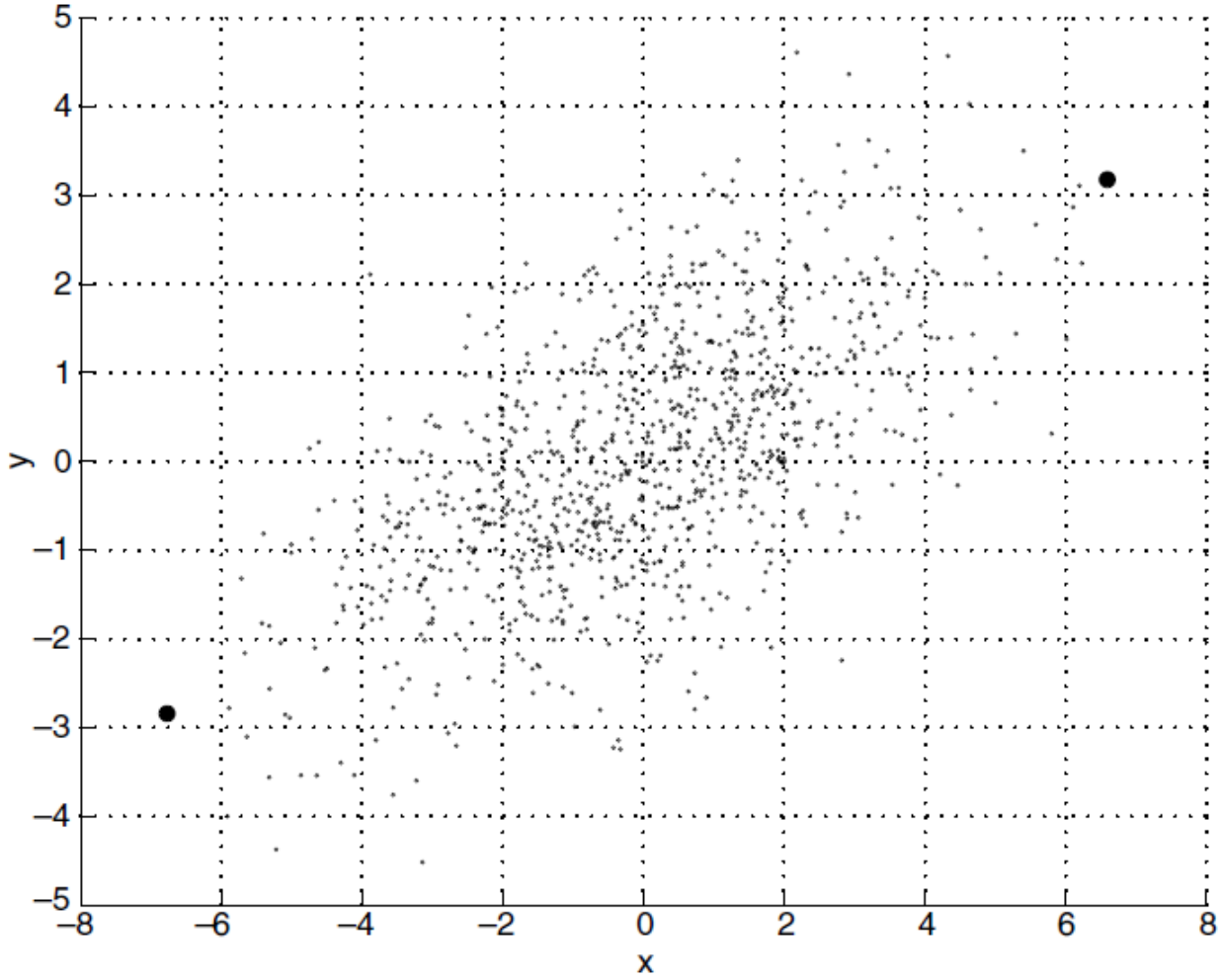
- Σε περίπτωση δεδομένων υψηλότερης διάστασης, η PCA μας δίνει τους άξονες της υψηλής διασποράς.
  - Υπολογίζει το ελλειψοειδές το οποίο περικλείει βέλτιστα τα πρότυπα στον m-διάστατο χώρο.
  - Επιστρέφει τους άξονες του ελλειψοειδούς.

Εγγύτητα

Συσχέτιση

Εγγύτητα

Απεικόνιση των προτύπων ενός συνόλου διδιάστατων δεδομένων. Είναι εμφανής η υψηλή συσχέτιση μεταξύ των δύο γνωρισμάτων.



Πηγή: Tan, “Introduction to Data Mining”, 2006.

Αντιμετώπιση συσχέτισης

- Η ύπαρξη αξόνων ασυνήθιστα υψηλής διασποράς, λόγω συσχετίσεων μεταξύ γνωρισμάτων, μπορεί να οδηγήσει σε προβλήματα κατά την ανάλυση των δεδομένων.
  - Υπέρμετρη έμφαση ενός υπολογισμού απόστασης στην απόσταση κατά μήκος της διεύθυνσης μέγιστης διασποράς.
    - Αποτέλεσμα: **απώλεια πληροφορίας** όσον αφορά τη *γεωμετρία* των δεδομένων, δηλαδή τη διασπορά τους στον διανυσματικό τους χώρο.
  - Π.χ.: δύο πρότυπα **x** και **y** τα οποία απέχουν εξίσου από το κέντρο του συνόλου δεδομένων, όπου τοποθετείται το μέσο πρότυπο **μ**, ενδέχεται να έχουν πολύ διαφορετικές ιδιότητες:
    - Το **x** έχει εγγύς του γειτονικά στοιχεία, διότι είναι τοποθετημένο επάνω στον άξονα μέγιστης διασποράς, ενώ το **y** όχι, διότι είναι τοποθετημένο επάνω σε έναν ορθογώνιο άξονα.
    - Αποτέλεσμα: ο απλός υπολογισμός απόστασης **δεν θα συλλάβει αυτή την ποιοτική διαφορά** μεταξύ **x** και **y**.

Εγγύτητα

Αντιμετώπιση συσχέτισης

- Λύση: αν οι συνδιακυμάνσεις οργανωθούν σε έναν συμμετρικό πίνακα $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ μπορούμε να υπολογίσουμε τον αντίστροφό του $\mathbf{\Sigma}^{-1}$.
- **Απόσταση Mahalanobis**:
  - $\mathrm{M}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(\mathbf{x}-\mathbf{y})^T \mathbf{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{y})}$.
  - Για ταυτοτικό $\mathbf{\Sigma}$, ισούται με την ευκλείδεια απόσταση!
- Ο υπολογισμός της απόστασης Mahalanobis μεταξύ δύο προτύπων *ισοδυναμεί* με τα εξής βήματα:
  - Υπολογισμός των αξόνων μέγιστης διασποράς και των μηκών τους, μέσω PCA.
    - Ιδιοδιανύσματα και ιδιοτιμές του $\mathbf{\Sigma}$.
  - Επανέκφραση των δεδομένων σε μία νέα διανυσματική βάση, μέσω διαδοχικής **περιστροφής** και **κλιμάκωσης**.
  - Υπολογισμός ευκλείδειας απόστασης μεταξύ των μετασχηματισμένων προτύπων.

Εγγύτητα

Αντιμετώπιση συσχέτισης

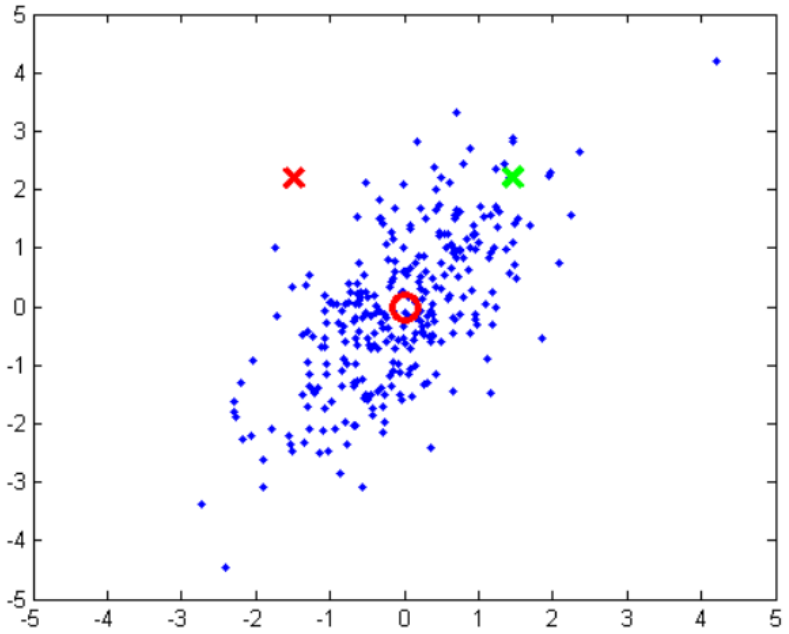
- Η ουσία είναι στην επανέκφραση των δεδομένων μέσω διαδοχικής **περιστροφής** και **κλιμάκωσης**:
  - Οι άξονες του νέου συστήματος συντεταγμένων είναι οι κύριες συνιστώσες των αρχικών δεδομένων (από PCA).
  - Η κλίμακα καθενός από τους νέους άξονες είναι πλέον τέτοια ώστε τα δεδομένα να έχουν **μοναδιαία διακύμανση** κατά μήκος του.
  - Ο πίνακας συνδιακύμανσης των μετασχηματισμένων δεδομένων είναι πλέον ο **ταυτοτικός πίνακας**.
  - Άρα, τα μετασχηματισμένα δεδομένα έχουν πλέον **σφαιρική** διασπορά στον m-διάστατο χώρο!
    - Ο πίνακας συνδιακύμανσης περιγράφει πλήρως τη διασπορά (άρα το ολικό γεωμετρικό σχήμα στον m-διάστατο χώρο) μίας γκαουσιανής προσέγγισης του συνόλου δεδομένων.

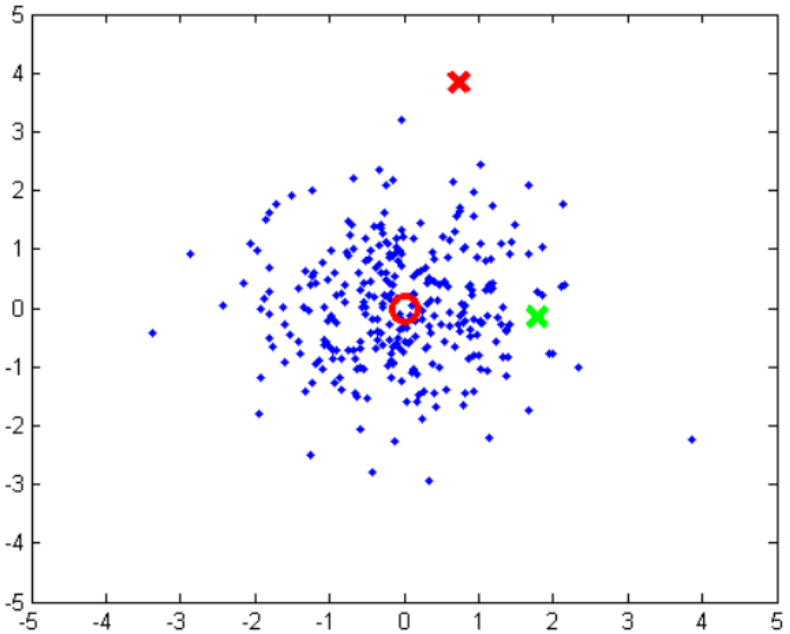
Εγγύτητα

Αντιμετώπιση συσχέτισης

- Οι ευκλείδειες αποστάσεις του κόκκινου και του πράσινου προτύπου από το **μ** (κύκλος στο κέντρο) είναι *ίσες*.
- Όμως η απόσταση Mahalanobis δίνει μεγαλύτερη απόσταση από το **μ** για το κόκκινο πρότυπο, απ' ότι για το πράσινο!
- Η απόσταση Mahalanobis ισοδυναμεί με υπολογισμό της ευκλείδειας στα μετασχηματισμένα (σφαιρικά) δεδομένα.

Εγγύτητα





Πηγή: chrisjmccormick.wordpress.com

Αντιμετώπιση συσχέτισης

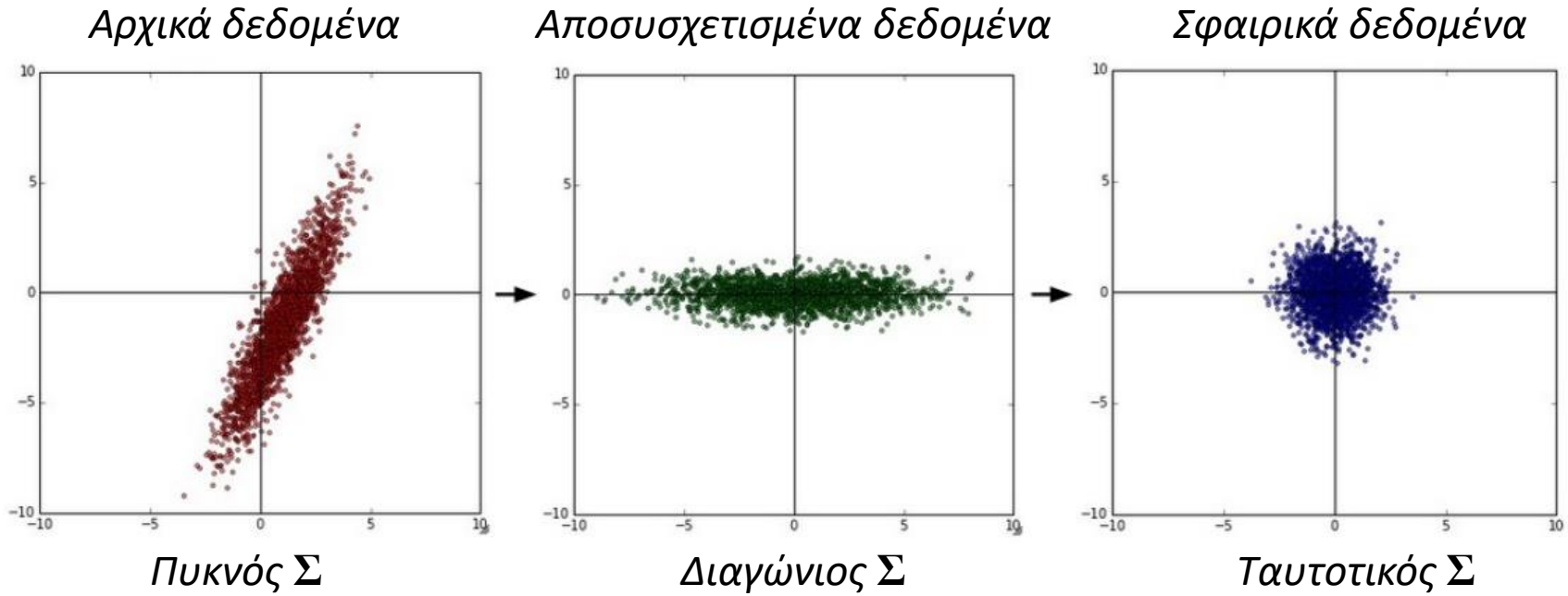
- Ο μετασχηματισμός των δεδομένων έτσι ώστε να έχουν σφαιρική διασπορά καλείται **λεύκανση** (whitening):
  - Έχει λάβει το όνομά της από τον *λευκό θόρυβο*.
  - Υπάρχουν και άλλοι τρόποι λεύκανσης, πέρα από τη χρήση PCA.
- Γιατί τα μετασχηματισμένα από τον $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ δεδομένα έχουν πλέον σφαιρική διασπορά;
  - Λύση PCA: $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{USU}^T$, όπου:
  - Ο $\mathbf{U}$ είναι **ορθογώνιος** πίνακας και περιέχει τις κύριες συνιστώσες.
  - Ο $\mathbf{S}$ είναι διαγώνιος πίνακας και περιέχει τα αντίστοιχα μήκη τους.
  - Ο αντίστροφος $\mathbf{A}$ ενός διαγώνιου πίνακα $\mathbf{B}$ είναι διαγώνιος πίνακας όπου $A_{ii} = \frac{1}{B_{ii}}$.

Εγγύτητα

Αντιμετώπιση συσχέτισης

- Κατά τη λεύκανση των δεδομένων, σύνηθες στάδιο προεπεξεργασίας είναι το **κεντράρισμα** των δεδομένων.
  - Από κάθε πρότυπο αφαιρούμε το **μ**.
- Η λεύκανση είναι πιο ισχυρή από την απλή αποσυσχέτιση.

Εγγύτητα



Πηγή: dinhanhthi.com

Thank you for your attention!

Q & A

Contact: imademlis@aueb.gr