

ΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ Ι

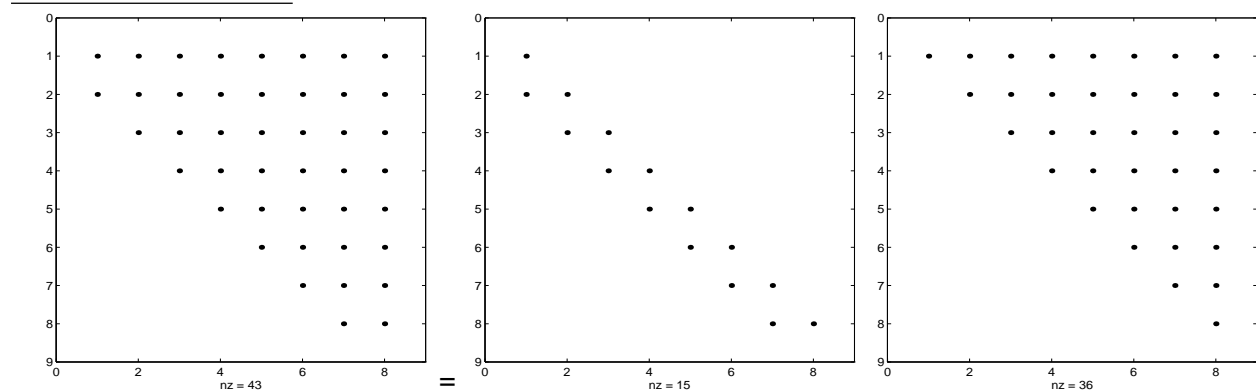
ΔΙΑΛΕΞΗ 20, 11/01/10

Ε. ΓΑΛΛΟΠΟΥΛΟΣ

Τμήμα Μηχ. Η/Υ και Πληροφορικής

Παν/μιο Πατρών

Μητρώα Hessenberg Παραγοντοποίηση LU μητρώου άνω Hessenberg:



- Παραγοντοποίηση LU $T_{\alpha\beta\theta} = O(n^2)$ πράξεις.
- LU με μερική οδήγηση $\Rightarrow \rho \leq n$.

Αναγωγή σε μορφή Hessenberg Πολύ συχνά στις εφαρμογές χρησιμοποιούμε μετασχηματισμούς Householder για να υπολογίσουμε Q το οποίο οδηγεί τον A σε μορφή άνω Hessenberg.

$$Q^T A Q = H$$

ΠΡΟΣΟΧΗ Επιλέγουμε τους ανακλαστές ώστε να μην καταστρέφουν τα μηδενικά που εισάγουν όταν εφαρμόζονται από τα δεξιά. Αυτό μπορεί να γίνει μόνον αν «χαλαρώσουμε» την απαίτηση για άνω τριγωνικότητα του $Q^T A$ και επιτρέψουμε μian ακόμα υποδιαγώνιο, άρα μορφή Hessenberg.

Στο 1ο βήμα επιλέγουμε διάνυσμα Householder $u_1 = [0, *, \dots, *]^T$ για να μηδενίσουμε τα στοιχεία $A(3:n, 1)$ αντί των $A(2:n, 1)$ που κάνουμε στην τυπική QR .

Τότε,

$$(H_{u_1} A) H_{u_1}^T = \left(\begin{array}{c|ccc} x & x & x & x \\ \hline x & x & x & x \\ 0 & x & x & x \\ 0 & x & x & x \end{array} \right) - \left(\begin{array}{c|ccc} x & x & x & x \\ \hline x & x & x & x \\ 0 & x & x & x \\ 0 & x & x & x \end{array} \right) \begin{pmatrix} 0 \\ x \\ x \\ x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & x & x & x \end{pmatrix}$$

HESS Hessenberg form. The Hessenberg form of a matrix is zero below the first sub diagonal. If the matrix is symmetric or Hermitian, the form is tridiagonal.

[P,H] = HESS(A) produces a unitary matrix P and a Hessenberg matrix H so that $A = P*H*P'$ and $P'*P = \text{EYE}(\text{SIZE}(P))$. By itself, HESS(A) returns H.

Αναγωγή Ο αλγόριθμος ορίζεται αναδρομικά για τετράγωνο μητρώο $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$: Έστω ότι πριν την έναρξη του βήματος $k = 1, \dots, n-2$ έχουμε ήδη μηδενίσει τα στοιχεία στις θέσεις $(3:n, 1)$, $(4:n, 2)$, ..., $(k+1:n, k-1)$ του A με ανακλαστές H_1, \dots, H_{k-1} :

$$A^{(k)} = H_{k-1} \cdots H_1 A H_1 \cdots H_{k-1}.$$

Τότε στο βήμα k υπολογίζεται ο ανακλαστής H_k που μηδενίζει τα στοιχεία $(k+2:n, k)$ του $A^{(k)}$. Παρατηρούμε πως ο πολλαπλασιασμός $(H_k A^{(k)}) H_k$ αφήνει τα ήδη εισαχθέντα μηδενικά ανέπαφα, οπότε στο τέλος θα έχουμε πως $A^{(n-2)}$ είναι άνω Hessenberg.

Σχέδιο αλγορίθμου κόστους $T_{\alpha\rho\theta} \approx \frac{10}{3}n^3$:

for $k = 1 : n - 2$

$H = A$; $u = \text{zeros}(n, 1)$

$[u(k+1:n)] = \text{REFL}(A(k+1:n, k))$

$A(k+1:n, k:n) = \text{REFL.ROW}(A(k+1:n, k:n), u(k+1, n))$

$A(1:n, k+1:n) = \text{REFL.COL}(A(1:n, k+1:n), u(k+1, n))$

end

Εφαρμογές Η αναγωγή σε μορφή Hessenberg με ορθογώνιο μετασχηματισμό έχει πολλές εφαρμογές.

Παράδειγμα Πολλές φορές δίδονται A και s διανύσματα b_j και βαθμωτοί ω_j και πρέπει να υπολογίσουμε τα x_j :

$$(A - \omega_j I)x_j = b_j, j = 1, \dots, s$$

(* υπολ. H και (παραγοντοποιημένο) Q *)

$$Q^T A Q = H$$

\Downarrow

$$Q^T (A - \omega_j I) Q = \underbrace{H - \omega_j I}_{\text{άνω Hessenberg}}$$

άρα αντί να λύσουμε συστήματα $(A - \omega_j I)x_j = b_j$ λύνουμε τα ισοδύναμα συστήματα

$$\underbrace{H - \omega_j I}_{Q^T (A - \omega_j I) Q} Q^T x_j = Q^T b_j$$

και έχουμε τα εξής βήματα: _

Αναγωγή Υπολογισμός του $H = Q^T A Q$ και του $\hat{B} = Q^T [b_1, \dots, b_s]$. Αυτό γίνεται μόνο μια φορά και κοστίζει $T_{\alpha\rho\theta} = O(n^3)$.

Επίλυση $(H - \omega_j I)\hat{x}_j = \hat{b}_j, j = 1, \dots, s$. Κόστος $sO(n^2)$.

Κατασκευή $x_j = Q\hat{x}_j, j = 1, \dots, s$. Κόστος $sO(n^2)$.

Η διαδικασία είναι δυνατή επειδή α) το H Hessenberg $\Rightarrow H - \alpha I$ Hessenberg, β) η παραγοντοποίηση και Hessenberg κοστίζει $\Omega = O(n^2)$, και γ) το Q είναι ορθογώνιο.

Αν εφαρμόζαμε LU , για κάθε ω_j θα έπρεπε να υπολογίσουμε την παραγοντοποίηση $L(\omega_j)U(\omega_j) = A - \omega_j I$, άρα συνολικό κόστος $sO(n^3)$. Άλλα θέματα σχετικά με ΑΓΑ.2

- Householder κατά ορμαθούς για υλοποιήσεις μέσω BLAS-3
- QR με οδήγηση που **αποκαλύπτει την τάξη** (rank-revealing)
- Περιστροφές Givens
- Αξιοποίηση αραιής μορφής και sparse QR

Πρόβλημα ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων (Algebraic Eigenvalue Problem)

Δίνεται μητρώο $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ και αναζητούμε βαθμωτούς λ (**ιδιοτιμές**) και τα αντίστοιχα διανύσματα $x \neq 0$ (**ιδιοδιάνυσμα**) τ.ώ. $Ax = \lambda x$.

- Ιδιοτιμές του A είναι οι n ρίζες του χαρακτηριστικού πολυώνυμου

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

- **Φάσμα** ονομάζεται το σύνολο των ιδιοτιμών, συχνά συμβολίζεται $\sigma(A)$ ή $\Lambda(A)$.

Προσοχή: Ως ρίζες πολυωνύμου, γενικά δεν υπάρχουν «πεπερασμένες μεθόδους» υπολογισμού ιδιοτιμών, δηλ. μέθοδοι που με αριθμητική άπειρης ακρίβειας υπολογίζουν ακριβώς τις ιδιοτιμές σε πεπερασμένο αριθμό πράξεων).

*... the computation of eigenvalues from the characteristic polynomial is one of the **best known stupidities** of numerical analysis. Good numerical analysis turns it the other way round: the real matrix A is directly reduced, first to Hessenberg form, then by a sequence of orthogonal transformations to the real Schur form [Hairer, Nørsett, Wanner, Solving Ordinary Differential Equations I: Nonstiff Problems]*

Παρατηρήσεις

- «Στην καρδιά» μυριάδων εφαρμογών του Επιστημονικού Υπολογισμού (π.χ. Διαφορικές, Υπολογιστική Στατιστική)
- Πρόσφατα «διάσημο» στο ευρύ κοινό από την εφαρμογή του στη μέθοδο PageRank της Google...

- το ιδιοδιάνυσμα των \$25.000.000.000 δολλαρίων!!
- Πολλές μέθοδοι υπολογισμού, με ειδικά χαρακτηριστικά
- πεδίο εφαρμοσιμότητας ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του προβλήματος
- ... πραγματική συμμετρία, μέγεθος, αραιή δομή, πυκνή δομή,
- και το ζητούμενο: Ιδιοτιμές (όλες, μερικές, ...), Ιδιοδιανύσματα (όλα, μερικά, ...)
- Περισσότερα στον «Επιστημονικό Υπολογισμό II»...

Σχέση με SVD: Αν έχουμε αλγόριθμους για υπολογισμό ιδιο/τιμών-διανυσμάτων, εφαρμόζονται στον υπολογισμό του SVD:

$$A = U\Sigma V^T \Rightarrow A^T A = V\Sigma^2 V^T, \quad AA^T = U\Sigma^2 U^T$$

επομένως μπορούμε να εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο υπολογισμού ιδιοτιμών στο $A^T A$ για να υπολογίσουμε τα V, Σ ή στο AA^T για υπολογισμό των U, Σ . Προσοχή: Ο πολλαπλασιασμός του A με το ανάστροφο ενέχει κινδύνους (όπως και με τη χρήση «κανονικών εξισώσεων»

Αριστερά ιδιοδιανύσματα Ποιά είναι η σχέση των ιδιοτιμών/διανυσμάτων του A με αυτά του A^* ;

- Αν $Ax = \lambda x$ τότε $x^* A^* = \bar{\lambda} x^*$ επομένως το $\bar{\lambda}$ είναι ιδιοτιμή του A^*
- Επομένως οι ιδιοτιμές του A^* είναι οι συζυγείς των ιδιοτιμών του A .

Γενικά δεν υπάρχει απλή σχέση μεταξύ των ιδιοδιανυσμάτων των A, A^* .

- Αν $\bar{\lambda}$ είναι ιδιοτιμή του A^* τότε θα υπάρχει ιδιοδιάνυσμα y ώστε $A^* y = \bar{\lambda} y$
- επομένως $y^* A = \lambda y^*$

το y^* αποκαλείται **αριστερό ιδιοδιάνυσμα** του A που αντιστοιχεί στο λ .

Σχέση ιδιοτιμών/ιδιοδιανυσμάτων

- Αν υπολογίσουμε μια ιδιοτιμή, τα αντίστοιχα ιδιοδιανύσματα μπορούν να υπολογιστούν από τις σχέσεις $(A - \lambda I)x = 0$ και $y^*(A - \lambda I) = 0$. (... τα μητρώα δεν είναι αντιστρέψιμα !)
- Αν υπολογίσουμε ένα ιδιοδιάνυσμα, x , τότε μια αντίστοιχη ιδιοτιμή μπορεί να υπολογιστεί ως $\lambda = \frac{x^T A x}{x^T x}$.

Λογισμικό Βασικά βήματα :

1. αναγωγή του A σε απλούστερη¹ μορφή (π.χ. άνω Hessenberg) με ορθογώνιους μετασχηματισμούς (νέο σύστημα αναφοράς)
2. επίλυση προβλήματος ιδιοτιμών για το συμπιεσμένο μητρώο
3. (αν χρειάζεται) μετασχηματισμός της λύσης στο σύστημα αναφοράς του αρχικού μητρώου

LAPACK Δείτε <http://www.netlib.org/lapack/lug/node70.html>

MATLAB eig: Αλγόριθμοι LAPACK: Βασισμένοι στον αλγόριθμο QR κατάλληλοι για μητρώα μέτριου μεγέθους χωρίς ιδιαίτερη δομή. Υπολογίζουν α) όλες τις ιδιοτιμές, β) αν επιλέξουμε, όλα τα ιδιοδιανύσματα.

MATLAB svd: Όπως η `eig` για το SVD.

MATLAB eigs: Αλγόριθμοι βασισμένοι σε προχωρημένες επαναληπτικές μεθόδους (Implicitly Restarted Arnoldi), κατάλληλες για μεγάλα αραιά μητρώα. Υπολογίζουν επιλεγμένες ιδιοτιμές και ιδιοδιανύσματα.

MATLAB svds: Όπως η `eigs` για το SVD.

Σκιαγράφηση αλγορίθμου QR για ιδιοτιμές²

Πιο σημαντικός «αλγόριθμος» εύρεσης ιδιοτιμών που βασίζεται σε επανειλημμένες διασπάσεις QR - αποτελεί τον κύριο τρόπο υπολογισμού όλων των (ιδιοτιμών, ιδιοδιανυσμάτων) γενικών μητρώων.

Βασική ιδέα: 1) $A = QR, B := RQ \Rightarrow B = Q^T A Q \Rightarrow \Lambda(A) = \Lambda(B)$

$$A^{(0)} := A, k=0$$

repeat

$k = k+1$

$[Q, R] = \text{qr}(A^{(k-1)})$

$A^{(k)} = \text{mtimes}(R, Q)$

until convergence

2)

- Παρατηρήθηκε ότι $A^{(k)} \rightarrow T$, σχεδόν άνω τριγωνικό³, όμοιο του A
- Το T είναι σχεδόν άνω τριγωνικό, όμοιο με το A : οι ιδιοτιμές «αποκαλύπτονται» στη διαγώνιο ή εμπεριέχονται (ως ζεύγη συζυγών μιγαδικών) σε μικρά (2×2) μητρώα στη διαγώνιο του T
- Χρειάζονται πολλά για να καταστεί πρακτικός αλγόριθμος: **I.** Μείωση κόστους επανάληψης, **II.** Διερεύνηση σύγκλισης (συγκλίνει; Πόσο γρήγορα; \rightarrow EYII).

¹συμπυκνωμένη - condensed

³Μορφή Schur

Κρίσιμο στοιχείο υλοποίησης → μείωση κόστους επανάληψης

Το κόστος κάθε επανάληψης φαίνεται μεγάλο: $\approx \frac{4}{3}n^3 + n^3$

... επειδή το A δεν έχει ιδιαίτερη δομή

ΙΔΕΑ πριν ξεκινήσουν οι επαναλήψεις, μετασχηματίζουμε το A σε άνω Hessenberg με ομοιότητα

... γίνεται άπαξ, κόστος $\approx \frac{10}{3}n^3$

ΚΛΕΙΔΙ Έστω ότι H άνω Hessenberg και ότι

$$[Q, R] = \text{qr}(H), \hat{H} = RQ,$$

Τότε το \hat{H} παραμένει άνω Hessenberg.

ΕΠΙΣΗΣ 1) Η παραγοντοποίηση QR μητρώου Hessenberg κοστίζει $O(n^2)$. Το Q επιστρέφεται σε παραγοντοποιημένη μορφή ($n - 1$ περιστροφές Givens). 2) Τότε ο υπολογισμός RQ πραγματοποιείται με $O(n^2)$ πράξεις.

Κάθε επανάληψη της QR μπορεί να γίνει με $\Omega = O(n^2)$ πράξεις. Αν $A = A^T$ τότε $\Omega = O(n)$.

Μέθοδος Δύναμης (Power Method)

Απλή, επαναληπτική μέθοδος για τη βαθμιαία προσέγγιση (της κατεύθυνσης) του κυρίαρχου ιδιοδιανύσματος

... και για (συμπτωματικό) υπολογισμό της κυρίαρχης ιδιοτιμής

Προσοχή: Επειδή $Ax = \lambda x \Rightarrow A(x/\gamma) = \lambda(x/\gamma)$ για $\gamma \neq 0$, για να έχουμε μοναδικότητα χρειάζεται τουλάχιστον κανονικοποίηση, π.χ. το x να ικανοποιεί $\|x\|_2 = 1$.

Σε πάρα πολλές περιπτώσεις, αυτό που ενδιαφέρει σε ένα ιδιοδιάνυσμα είναι η κατεύθυνση και όχι το μέτρο του.

Έστω A με ιδιοτιμές $\sigma(A) = \{\lambda_j\}$, όπου

$$\underbrace{|\lambda_1|}_{\text{κυρίαρχη ιδιοτιμή}} > |\lambda_2| \geq |\lambda_3| > \dots \geq |\lambda_n|$$

και με γ.α. ιδιοδιανύσματα u_1, \dots, u_n

Αλγόριθμος. [Μέθοδος δύναμης]

Εκκίνηση: Τυχαίο διάνυσμα $x := x_0$
for $k = 1, \dots$
 $x \leftarrow Ax$
end

$$\begin{aligned} x &= \xi_1 u_1 + \dots + \xi_n u_n \\ A^k x &= \xi_1 A^k u_1 + \dots + \xi_n A^k u_n \\ &= \xi_1 \lambda_1^k u_1 + \dots + \xi_n \lambda_n^k u_n \end{aligned}$$

$$\frac{1}{\lambda_1^k} A^k x = \xi_1 u_1 + \xi_2 \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^k u_2 + \dots + \xi_n \left(\frac{\lambda_n}{\lambda_1}\right)^k u_n$$

Αν $\xi_1 \neq 0$, $A^k x$ τείνει να γίνει παράλληλο με το u_1 . Η ταχύτητα με την οποία γίνεται αυτό (όταν γίνεται, έχουμε σύγκλιση) εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποσότητα $\frac{\lambda_2}{\lambda_1}$ όσο μικρότερη, τόσο καλύτερα ... προβλήματα όμως αν $|\lambda_2| = |\lambda_1|$.)

Παρατηρήσεις

- Αν $\xi_1 \neq 0$ και $[u_1]_j \neq 0$ τότε

$$\frac{\xi_j^{(k+1)}}{\xi_j^{(k)}} = \lambda_1 + O\left(\left|\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right|^k\right)$$

Προς αποφυγή υπερ/υποχείλισης:

Εκκίνηση: Τυχαίο διάνυσμα $x := x_0$
for $k = 1, \dots$
 $t \leftarrow Ax$
 $x \leftarrow \frac{1}{\gamma_j} t$
end

με κατάλληλα επιλεγμένα γ_j π.χ. $\gamma_j := \|u\|_\infty$

Προσοχή: Αν γνωρίζουμε ότι $\lambda_1 = 1 > \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, δεν χρειάζεται κανονικοποίηση! Αυτή η ιδιότητα υπάρχει στο μητρώο Google που χρησιμοποιείται για το PageRank...