



# Ανάκληση Πληροφορίας

Διδάσκων –  
Δημήτριος Κατσαρός

Διάλεξη 15η: 12/05/2014



## Το πρόβλημα PageRank ως γραμμικό σύστημα



## PageRank ως γραμμικό σύστημα

- Το πρόβλημα του PageRank μπορεί να γραφεί είτε ως
  - Πρόβλημα ιδιοδιανύσματος:  $\boldsymbol{\pi}^T(\alpha\mathbf{S}+(1-\alpha)\mathbf{e}\mathbf{v}^T) = \boldsymbol{\pi}^T$
  - Πρόβλημα Γραμμικού συστήματος:  $\boldsymbol{\pi}^T(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S}) = (1-\alpha)\mathbf{v}^T$
- Ποια από τις δυο μορφές είναι προτιμότερες;
- Υπάρχει κάποια διαφορά;



## Ιδιότητες του $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$

1.  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$  είναι ένας  $\mathbf{M}$  πίνακας
2. Ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$  δεν είναι ιδιόμορφος
3. Τα αθροίσματα γραμμών του  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$  είναι ίσα προς  $1-\alpha$
4.  $\|(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})\|_{\infty} = 1 + \alpha$
5. Αφού ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$  είναι ένας  $\mathbf{M}$  πίνακας,  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})^{-1} \geq 0$
6. Τα αθροίσματα γραμμών του  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})^{-1}$  είναι  $(1-\alpha)^{-1}$ .  
Επομένως,  $\|(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})^{-1}\|_{\infty} = (1-\alpha)^{-1}$
7. Ο *condition number* είναι  $\kappa_{\infty}(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S}) = (1+\alpha)/(1-\alpha)$

Επειδή ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$  είναι αρκετά πυκνός, θα θέλαμε να ελέγξουμε εάν παρόμοιες ιδιότητες ισχύουν για τον  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$



## Ιδιότητες του $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$

- Χρησιμοποιώντας το διάνυσμα για τους dangling κόμβους  $\mathbf{a}\mathbf{v}^T$
- Το γραμμικό σύστημα:  $\boldsymbol{\pi}^T(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H}-\alpha\mathbf{a}\mathbf{v}^T) = (1-\alpha)\mathbf{v}^T$
- Εάν δέσουμε  $\boldsymbol{\pi}^T\mathbf{a} = \gamma$ , τότε το γραμμικό σύστημα γίνεται:  
 $\boldsymbol{\pi}^T(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H}) = (1-\alpha+\alpha\gamma)\mathbf{v}^T$
- Η scalar μεταβλητή  $\gamma$  κρατά το συνολικό PageRank των dangling κόμβων
- Αφού στο τέλος θα εφαρμόσουμε την εξίσωση κανονικοποίησης  $\boldsymbol{\pi}^T\mathbf{e} = 1$ , διαλέγουμε αυθαίρετα μια τιμή για το  $\gamma$ , π.χ.,  $\gamma = 1$



## Το PageRank ως γραμμικό σύστημα

- **ΘΕΩΡΗΜΑ**. Επιλύοντας το γραμμικό σύστημα  $\mathbf{x}^T(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H}) = \mathbf{v}^T$  και θέτοντας  $\boldsymbol{\pi}^T = \mathbf{x}^T / \mathbf{x}^T \mathbf{e}$  έχουμε ως αποτέλεσμα το διάνυσμα PageRank  
Επιπλέον, ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$  έχει πολλές από τις ιδιότητες του  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{S})$



## Ιδιότητες του $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$

- Ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$  είναι ένας  $\mathbf{M}$  πίνακας
- Ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$  δεν είναι ιδιόμορφος
- Τα αθροίσματα γραμμών του  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$  είναι είτε ίσα προς  $1-\alpha$  για τους μη-dangling κόμβους ή  $1$  για τους dangling κόμβους
- $\|(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})\|_{\infty} = 1 + \alpha$
- Αφού ο  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})$  είναι ένας  $\mathbf{M}$  πίνακας,  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})^{-1} \geq 0$
- Τα αθροίσματα γραμμών του  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})^{-1}$  είναι  $1$  για τους dangling κόμβους και μικρότερο ή ίσο με  $(1-\alpha)^{-1}$  για τους μη dangling κόμβους
- Ο *condition number* είναι  $\kappa_{\infty}(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H}) \leq (1+\alpha)/(1-\alpha)$
- Η γραμμή του  $(\mathbf{I}-\alpha\mathbf{H})^{-1}$  που αντιστοιχεί στον dangling κόμβο  $i$  είναι το  $\mathbf{e}_i^T$ , όπου  $\mathbf{e}^i$  είναι η  $i$ -οστή στήλη του μοναδιαίου πίνακα



## Σχόλια

- Για μικρά προβλήματα, η προσέγγιση αυτή είναι πολύ πιο γρήγορη, π.χ., company Intranet
- Επειδή καθώς το  $\alpha$  τείνει στο 1 η power μέθοδος αργεί να συγκλίνει
- Νέοι ερευνητικοί ορίζοντες
- Φυσικά, καθώς το  $\alpha$  τείνει στο 1 τα ζητήματα ευαισθησίας παραμένουν και για το γραμμικό σύστημα





## Απόδειξη 1: PageRank ως Γραμμικό Σύστημα

- Το  $\boldsymbol{\pi}^T$  είναι το PageRank διάνυσμα εάν ικανοποιεί  $\boldsymbol{\pi}^T \mathbf{G} = \boldsymbol{\pi}^T$  και  $\boldsymbol{\pi}^T \mathbf{e} = 1$
- Προφανώς,  $\boldsymbol{\pi}^T \mathbf{e} = 1$
- Το να δείξουμε ότι ισχύει  $\boldsymbol{\pi}^T \mathbf{G} = \boldsymbol{\pi}^T$  είναι ισοδύναμο με το να δείξουμε ότι  $\boldsymbol{\pi}^T (\mathbf{I} - \mathbf{G}) = \mathbf{0}^T$ , το οποίο είναι ισοδύναμο με το να δείξουμε ότι  $\mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \mathbf{G}) = \mathbf{0}^T$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \mathbf{G}) &= \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{H} - \alpha \mathbf{a} \mathbf{v}^T - (1 - \alpha) \mathbf{e} \mathbf{v}^T) \\ &= \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{H} - \mathbf{x}^T (\alpha \mathbf{a} + (1 - \alpha) \mathbf{e}) \mathbf{v}^T) \\ &= \mathbf{v}^T - \mathbf{v}^T = \mathbf{0}^T \end{aligned}$$



## Απόδειξη 1: PageRank ως Γραμμικό Σύστημα

- Η προηγούμενη γραμμή προκύπτει από το γεγονός ότι  $\mathbf{x}^T(\alpha\mathbf{a}+(1-\alpha)\mathbf{e})\mathbf{v}^T$ , επειδή:

$$\begin{aligned} \mathbf{1} &= \mathbf{v}^T \mathbf{e} \\ &= \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{H}) \mathbf{e} \\ &= \mathbf{x}^T \mathbf{e} - \alpha \mathbf{x}^T \mathbf{H} \mathbf{e} \\ &= \mathbf{x}^T \mathbf{e} - \alpha \mathbf{x}^T (\mathbf{e} - \mathbf{a}) \\ &= (1 - \alpha) \mathbf{x}^T \mathbf{e} + \alpha \mathbf{x}^T \mathbf{a} \end{aligned}$$



## Απόδειξη 2: PageRank ως Γραμμικό Σύστημα

- Ας δούμε μια εναλλακτική θεώρηση του PageRank ως γραμμικό σύστημα. Έχουμε δει ότι:

$$\mathbf{S} = \mathbf{H} + \mathbf{a}\left(\frac{1}{n}\mathbf{e}^T\right) \quad \text{or} \quad \mathbf{S} = \mathbf{H} + \mathbf{a}\mathbf{v}^T \quad \mathbf{G} = \alpha\mathbf{S} + (1 - \alpha)\mathbf{e}\mathbf{v}^T$$

- Ξεκινώντας από τον ορισμό του PageRank ως πρόβλημα ιδιοδιανύσματος (eigenvector), έχουμε ότι:

$$\begin{aligned} \pi^T \mathbf{G} &= \pi^T && \implies \\ \pi^T (\alpha\mathbf{S} + (1 - \alpha)\mathbf{e}\mathbf{v}^T) &= \pi^T && \implies \\ (1 - \alpha)\pi^T \mathbf{e}\mathbf{v}^T &= \pi^T (\mathbf{I} - \alpha\mathbf{S}) && \implies \\ (1 - \alpha)(\pi^T \mathbf{e})\mathbf{v}^T &= \pi^T (\mathbf{I} - \alpha\mathbf{S}) && \xrightarrow{\pi^T \mathbf{e} = 1} \\ (1 - \alpha)\mathbf{v}^T &= \pi^T (\mathbf{I} - \alpha\mathbf{S}) && \xrightarrow{\text{transposing}} \\ (1 - \alpha)\mathbf{v} &= (\mathbf{I} - \alpha\mathbf{S})^T \pi && \implies \\ (1 - \alpha)\mathbf{v} &= (\mathbf{I} - \alpha\mathbf{H}^T - \alpha\mathbf{v}\mathbf{a}^T)\pi && \implies \\ (\mathbf{I} - \alpha\mathbf{H}^T - \alpha\mathbf{v}\mathbf{a}^T)\pi &= (1 - \alpha)\mathbf{v} && \text{Linear System Formulation} \end{aligned}$$



## Απόδειξη 2: PageRank ως Γραμμικό Σύστημα

- Έστω ότι:  $\mathbf{R} = \mathbf{I} - \alpha \mathbf{H}^T$
- Από το θεώρημα Sherman-Morrison, γνωρίζουμε ότι ο αντίστροφος μιας rank-one update  $\mathbf{u} \otimes \mathbf{w}$  πάνω σε έναν πίνακα  $\mathbf{A}$  μπορεί να γραφεί ως συνάρτηση του αντιστρόφου του  $\mathbf{A}$  ως εξής:

$$\left(\mathbf{A} + \mathbf{u} \otimes \mathbf{w}\right)^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \frac{(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{u}) \otimes (\mathbf{w}\mathbf{A}^{-1})}{1 + \mathbf{w}\mathbf{A}^{-1}\mathbf{u}}$$

- Συνεπώς, στη δική μας περίπτωση για τον  $\mathbf{R}$  έχουμε ότι:

$$\left(\mathbf{R} - \alpha \mathbf{v}\mathbf{a}^T\right)^{-1} = \mathbf{R}^{-1} + \frac{\mathbf{R}^{-1}\mathbf{v}\mathbf{a}^T\mathbf{R}^{-1}}{\frac{1}{\alpha} + \mathbf{a}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{v}}$$



## Απόδειξη 2: PageRank ως Γραμμικό Σύστημα

- Από την έκφραση του PageRank ως γραμμικού συστήματος:

$$(\mathbf{I} - \alpha \mathbf{H}^T - \alpha \mathbf{v} \mathbf{a}^T) \boldsymbol{\pi} = (1 - \alpha) \mathbf{v}$$

- με

$$\mathbf{R} = \mathbf{I} - \alpha \mathbf{H}^T$$

- έχουμε

$$(\mathbf{R} - \alpha \mathbf{v} \mathbf{a}^T) \boldsymbol{\pi} = (1 - \alpha) \mathbf{v}$$

- άρα

$$(\mathbf{R} - \alpha \mathbf{v} \mathbf{a}^T)^{-1} (\mathbf{R} - \alpha \mathbf{v} \mathbf{a}^T) \boldsymbol{\pi} = (1 - \alpha) (\mathbf{R} - \alpha \mathbf{v} \mathbf{a}^T)^{-1} \mathbf{v}$$

- Συνεπώς:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\pi} &= (1 - \alpha) \left( \mathbf{R}^{-1} + \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{v} \mathbf{a}^T \mathbf{R}^{-1}}{\frac{1}{\alpha} + \mathbf{a}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \right) \mathbf{v} \\ &= (1 - \alpha) \left( \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v} + \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{v} \mathbf{a}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}}{\frac{1}{\alpha} + \mathbf{a}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}} \right) \end{aligned}$$



## Απόδειξη 2: PageRank ως Γραμμικό Σύστημα

- Έστω:

$$\mathbf{R}\mathbf{y} = \mathbf{v} \implies \mathbf{y} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{v}$$

- τότε

$$\pi = (1 - \alpha) \left( \mathbf{y} + \frac{\mathbf{y}\mathbf{a}^T\mathbf{y}}{\frac{1}{\alpha} + \mathbf{a}^T\mathbf{y}} \right) \implies$$

$$\pi = (1 - \alpha) \left( 1 + \frac{\mathbf{a}^T\mathbf{y}}{\frac{1}{\alpha} + \mathbf{a}^T\mathbf{y}} \right) \mathbf{y} \implies$$

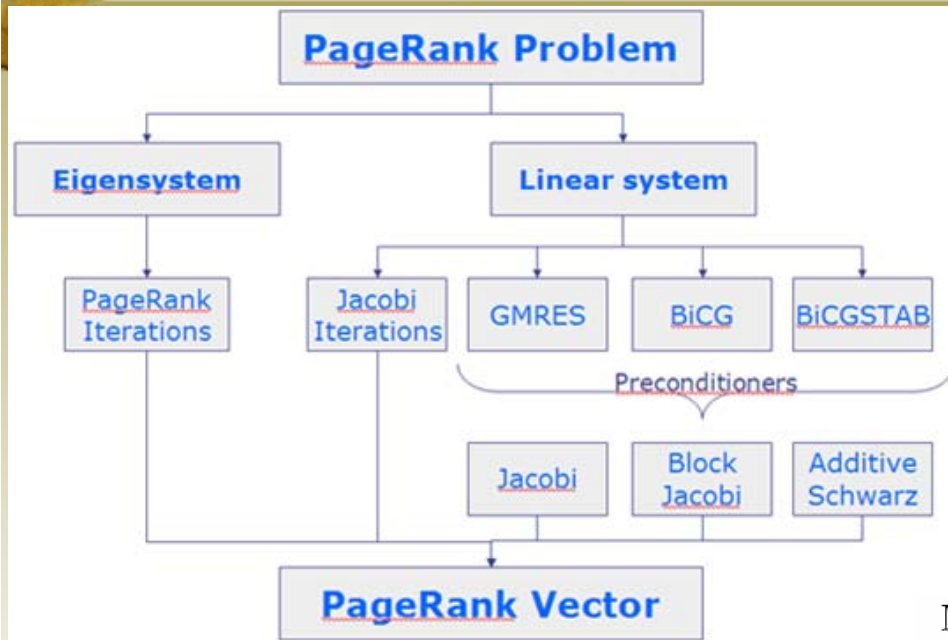
$$\pi = \gamma\mathbf{y}$$

- όπου

$$\gamma = (1 - \alpha) \left( 1 + \frac{\mathbf{a}^T\mathbf{y}}{\frac{1}{\alpha} + \mathbf{a}^T\mathbf{y}} \right)$$

- Αυτό σημαίνει ότι αφού υπολογίσω το  $\mathbf{y}$  με γνωστούς τρόπους, μπορώ να βρω το  $\pi$  εύκολα, αφού εφαρμόσω μια κατάλληλη κανονικοποίηση στο  $\mathbf{y}$ , ώστε  $|\pi|_1=1$

# Παράλληλες υλοποιήσεις του PageRank



Method	IP	SAXPY	MV	Storage
PAGERANK		1	1	$M + 3v$
JACOBI		1	1	$M + 3v$
GMRES	$i + 1$	$i + 1$	1	$M + (i + 5)v$
BiCG	2	5	2	$M + 10v$
BiCGSTAB	4	6	2	$M + 10v$

**Table 1: Computational Requirements.** Operations per iteration: IP counts inner products, SAXPY counts AXPY operations, MV counts matrix vector multiplications, and Storage counts the number of matrices and vectors required for the method.



## Απαιτήσεις από τη μέθοδο

- Work with nonsymmetric matrices
- Be easily parallelizable
- Μέθοδοι
  - Power iterations
  - Jacobi iterations
  - Krylov subspace methods
    - Generalize Minimum Residual (GMRES)
    - Biconjugate Gradient (BiCG)
    - Quasi-Minimal Residual (QMR)
    - Conjugate Gradient Squared (CGS)
    - Biconjugate Gradient Stabilized (BiCGSTAB)
    - Chebyshev Iterations





## Δεδομένα πειραματισμού

Name	Nodes	Links	Storage Size
edu	2M	14M	176 MB
yahoo-r2	14M	266M	3.25 GB
uk	18.5M	300M	3.67 GB
yahoo-r3	60M	850M	10.4 GB
db	70M	1B	12.3 GB
av	1.4B	6.6B	80 GB



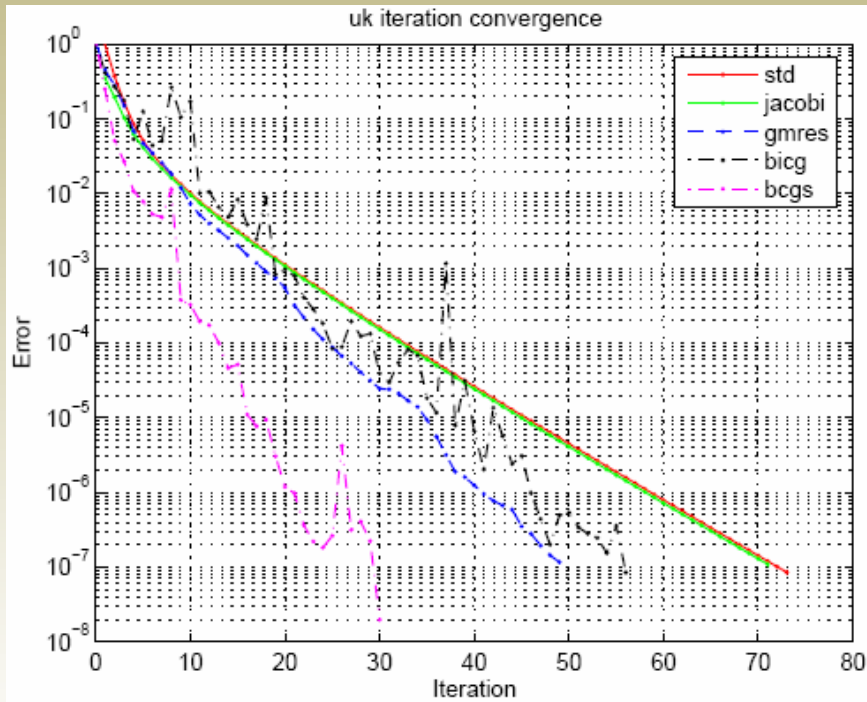
## Σύγκλιση 1/4

Graph	PR	Jacobi	GMRES	BiCG	BCGS
edu	84	84	21 <sup>†</sup>	44*	21*
20 procs	0.06 s	0.06 s	0.6 s	0.85 s	0.41 s
yahoo-r2	71	65	12	20	10
uk	73	71	22*	25*	11*
60 procs	0.08 s	0.14 s	0.8 s	0.78 s	1.05 s
yahoo-r3	76	75			
60 procs	2.4 s	2.2 s			
db	62	58	29	45	15*
60 procs	13 s	12 s	22 s	21 s	21 s
av	72	76			26
140 procs	30 s	30 s			60 s

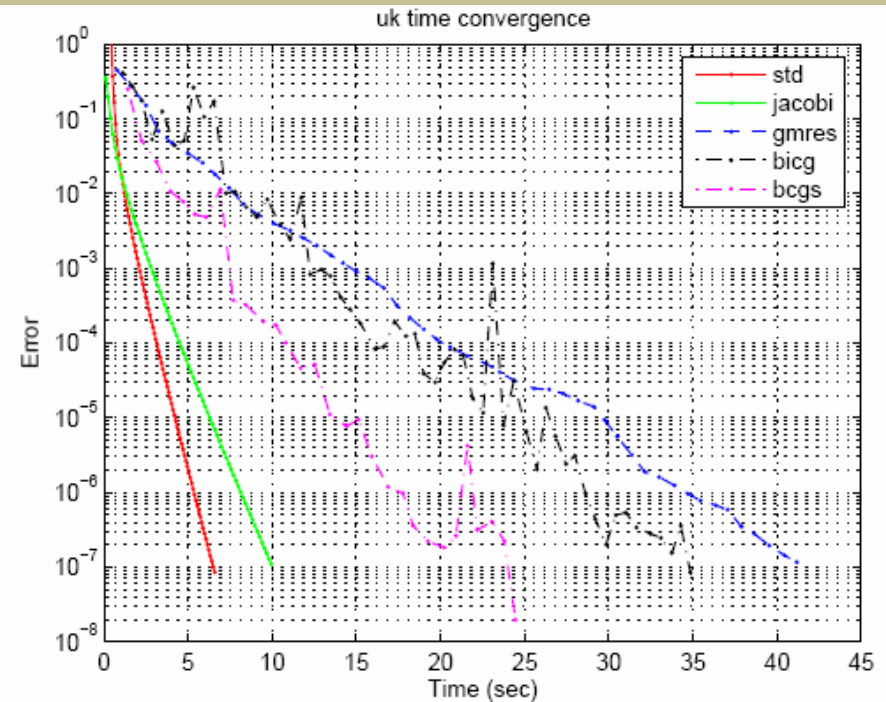
In the table, the first line for each graph denotes the number of iterations required for each method to converge to an absolute residual value of  $10^{-7}$ . The second line shows the mean time per iteration at the given number of processors. For the Krylov subspace methods, no superscript means we used no preconditioner, whereas \* denotes a block Jacobi preconditioner and † denotes an additive Schwartz preconditioner



## Σύγκλιση 2/4



(a) Convergence Iterations

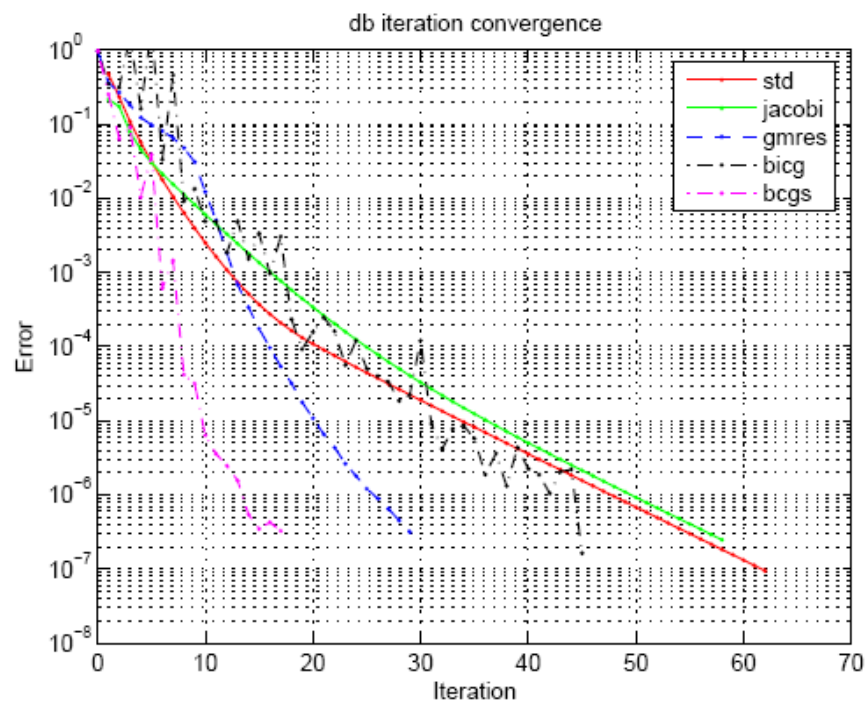


(b) Convergence Time

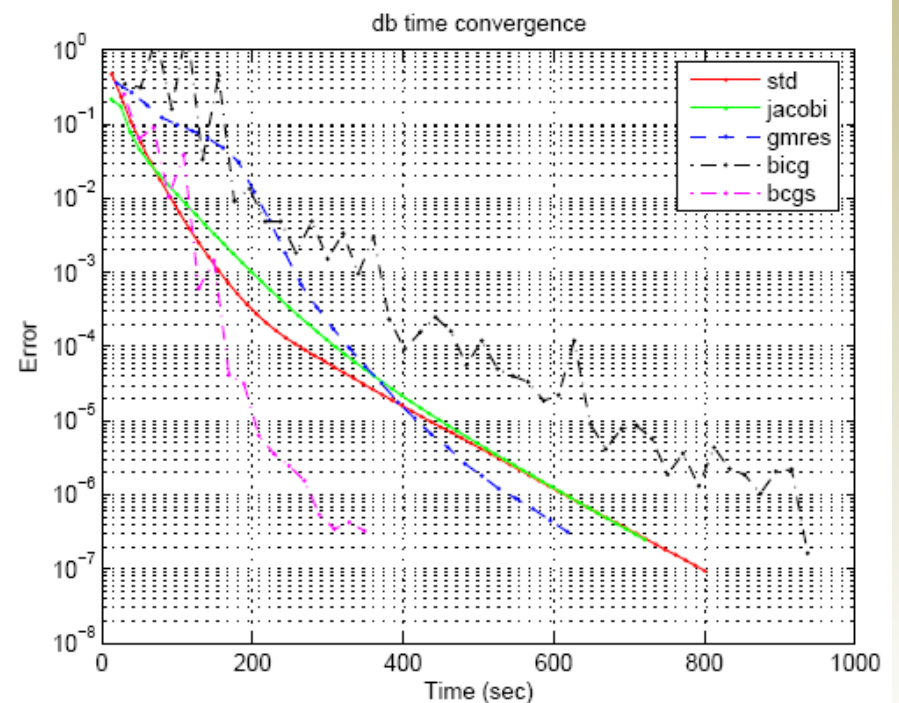
Figure 4: Convergence of iterative methods on the “uk” Web graph.



# Σύγκλιση 3/4



(a) Convergence Iterations

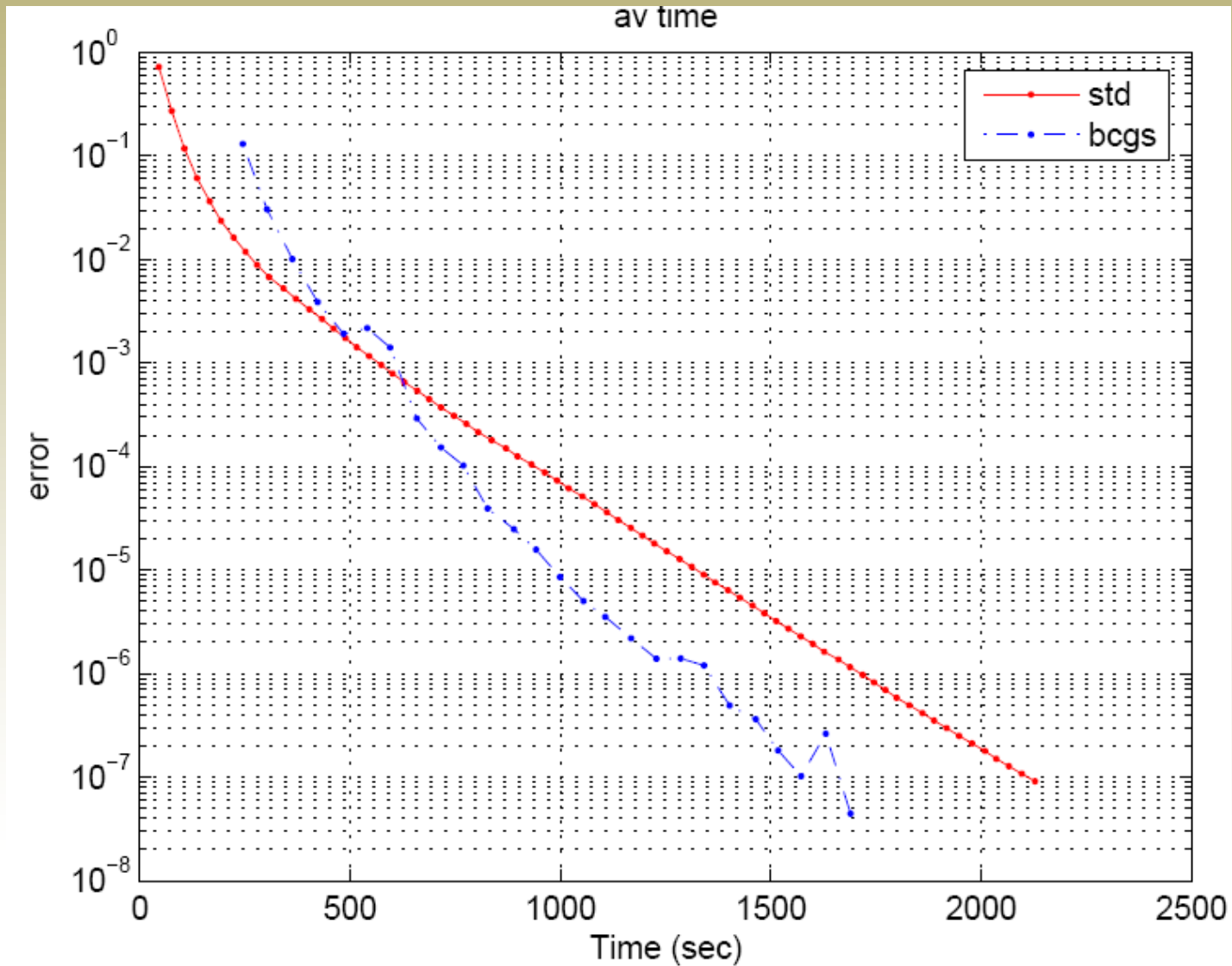


(b) Convergence Time

Figure 5: Convergence of iterative methods on the “db” Host graph.



# Σύγκλιση 4/4





# Σύγκλιση και τηλεμεταφορά

