

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Ένα μοντέλο πρακτόρων για τη δημοτικότητα των κόμβων του διαδικτύου

Λέλης Στυλιανός

Μεταπτυχιακή Εργασία

Ηράκλειο, Νοέμβριος 2002

Πανεπιστήμιο Κρήτης

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Ένα μοντέλο πρακτόρων για τη δημοτικότητα των κόμβων του διαδικτύου

Εργασία που υποβλήθηκε από το

Στυλιανό Λέλη

ως μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων

για την απόκτηση

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΕΙΔΙΚΕΥΣΗΣ

Συγγραφέας:

Στυλιανός Λέλης
Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών
Πανεπιστήμιο Κρήτης

Εισηγητική Επιτροπή:

Χρήστος Νικολάου
Καθηγητής, Επόπτης

Γιώργος Γεωργακόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής, Μέλος

Γρηγόρης Αντωνίου
Καθηγητής, Μέλος

Δεκτή:

Πάνος Κωνσταντόπουλος, Καθηγητής
Πρόεδρος Επιτροπής Μεταπτυχιακών Σπουδών

Ηράκλειο, Νοέμβριος 2002

Περίληψη

Σιγά σιγά, από τη γέννηση του μέχρι σήμερα, ο παγκόσμιος ιστός έχει σταδιακά εξελιχθεί σε ένα μεγάλο πολύπλοκο σύστημα με δομή και ιδιότητες που καθορίζονται από τις αποκεντροποιημένες ενέργειες δεκάδων εκατομμυρίων χρηστών. Εξαιτίας της φύσης της ανάπτυξής του, ήταν ευρέως αναμενόμενο ότι ο παγκόσμιος ιστός δεν θα παρουσιάζει τάξη και δομή. Αντιθέτως βρέθηκε ότι εμφανίζει μία ενδιαφέρουσα κανονικότητα που περιγράφει τη δομή του με ένα λογικό τρόπο. Συγκεκριμένα, βρέθηκε ότι ο παγκόσμιος ιστός περιέχει πολλά μικρά στοιχεία, αλλά λίγα μεγάλα. Λίγοι κόμβοι επισκέπτονται από εκατομμύρια χρήστες καθημερινά, ενώ οι περισσότεροι μόλις από ένα ή δύο χρήστες. Με άλλα λόγια η κατανομή των χρηστών του διαδικτύου στους κόμβους του είναι δραματικά ανομοιογενής. Παρά του γεγονότος της εύκολης πρόσβασης των δικτυακών κόμβων από παντού και από όλους, χωρίς ιδιαίτερα έξοδα μετακίνησης ή εύρεσης, οι χρήστες του παγκοσμίου ιστού συναθροίζονται σε ένα μικρό αριθμό δικτυακών κόμβων, παράγοντας ένα ισχυρό μοτίβο συσσώρευσης. Τι μπορεί να προξενεί αυτή τη συγκέντρωση πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό και πως μπορούμε να εξηγήσουμε αυτές τις ενδιαφέρον εμπειρικές παρατηρήσεις; Σε αυτή την εργασία αναπτύσσουμε ένα υπολογιστικό πρακτορικό μοντέλο προς την κατανόηση του σχηματισμού των συσσωρεύσεων πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό. Παρέχουμε ένα θεωρητικό πλαίσιο και μία μεθοδολογία για να εξηγήσουμε αυτή την ενδιαφέρουσα συμπεριφορά του συστήματος, βασισμένα στην εκ των άνω τοποθέτηση δύο δικτύων αλληλεπίδρασης στα οποία εμπεδώνονται οι αποφάσεις των πρακτόρων σε ένα περιβάλλον θετικών αναδράσεων και αυξανόμενων απολαβών. Το μοντέλο αναπαράγει το φαινόμενο της συγκέντρωσης πληθυσμού που έχει παρατηρηθεί εμπειρικά, και επιδεικνύει ότι μία πιθανή εξήγηση των φαινομένων συσσώρευσης στο παγκόσμιο ιστό μπορεί να βασιστεί στις υποθέσεις των αυξανόμενων απολαβών και δικτύων διήθησης με τυχαίες συνδέσεις.

Abstract

Little by little, from its birth up to now, the World Wide Web has progressively evolved to a large complex system with structure and properties that are formulated by the decentralized actions of tens of millions of individuals. Because of the uncoordinated nature of its growth, it was widely believed that the web lacks order and structure. Surprisingly, it was found that many properties of the web illustrate an intriguing regularity that describes its structure in a moderate way. Particularly, it was found that the web contains many small elements, but few large ones. A few sites are visited by millions of users per day, while most sites get a handful of visitors. In short, the distribution of the Internet users across Web sites is dramatically bumpy. Albeit the fact that all web sites can be easily reached from everywhere and anybody, with no particular transportation or search cost, Internet users congregate into a few web sites, producing a strong agglomeration locational pattern. What may cause this concentration and how can we explain these sticking empirical data? In this thesis, we develop a percolation-like, agent-based computational model, towards the understanding of the formation of population agglomeration in the World Wide Web. We provide a theoretical framework and a methodology to explain this interesting system behaviour, based on the superposition of two interaction networks in which the decisions of individual agents are embedded in an environment of positive feedbacks and increasing returns. The model reproduces the concentration of population of the empirical data and demonstrates that a plausible explanation of Web agglomeration phenomena can lie on the assumptions of increasing returns and percolation networks with random connections.

Περιεχόμενα

Abstract	4
Περιεχόμενα	5
Λίστα πινάκων.....	7
Λίστα Εικόνων	8
1 Εισαγωγή.....	10
2 Θεωρητικό Πλαίσιο.....	13
2.1 Εισαγωγή.....	13
2.2 Η χωροταξική τάξη του παγκόσμιου ιστού.....	14
2.3 Πληροφοριακές αυξανόμενες απολαβές.....	16
2.4 Μεταφορικά δίκτυα στον παγκόσμιο ιστό.....	19
2.4.1 Υποκείμενο δίκτυο των δικτυακών κόμβων.....	20
2.4.2 Δια-στόματος μετάδοσης δίκτυο.....	22
2.5 Θεωρητικοποίηση δικτύων.....	22
2.5.1 Δίκτυα απύσης-κλίμακας.....	24
2.5.2 Δίκτυα μικρών-κόσμων.....	27
2.6 Τεχνική μοντελοποίησης: Μοντέλα πρακτόρων.....	29
2.7 Συμπεράσματα.....	32
3 Το μοντέλο.....	35
3.1 Εισαγωγή.....	35
3.2 Θεμελίωση συμπεριφοράς.....	35
3.3 Περιγραφή του μοντέλου.....	37
3.4 Συμπεράσματα.....	40
4 Ανάλυση μοντέλου.....	41
4.1 Εισαγωγή.....	41
4.2 Αθροιστική Δυναμική: κατανομή των μεγεθών των κόμβων.....	41
4.3 Ασταθής Εξέλιξη, Μεταβλητοί Ρυθμοί Ανάπτυξης, και αμοιβές σχετικής απόδοσης. 44	
4.4 Επίδραση δια-στόματος μετάδοσης, εξερεύνησης, πίστης και δομής υποκείμενου δικτύου.....	48
4.4.1 Η σημασία της δια-στόματος μετάδοσης και της εξερεύνησης.....	48
4.4.2 Επίδραση δια-στόματος μετάδοσης.....	49

4.4.3	Επίδραση της εξερεύνησης	50
4.4.4	Επίδραση της πίστης των χρηστών	50
4.4.5	Επίδραση του υποκείμενου δικτύου κόμβων.....	51
4.5	Συμπεράσματα	53
5	Δίκτυο κόμβων	54
5.1	Εισαγωγή	54
5.2	Δημιουργία δικτύου.....	54
5.3	Αθροιστική Δυναμική: κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων.	56
5.4	Συμπεράσματα.....	60
6	Δυναμική Συμπεριφορά Κόμβων	62
6.1	Εισαγωγή	62
6.2	Θεμελίωση συμπεριφοράς.....	62
6.3	Περιγραφή του μοντέλου.....	65
6.4	Αθροιστική Δυναμική.....	70
6.5	Συμπεράσματα.....	77
7	Συμπεράσματα.....	78
	Βιβλιογραφία.....	79

Λίστα πινάκων

2.1	Κατανομή όγκου χρηστών μεταξύ των δικτυακών κόμβων. Πηγή [3]	16
3.1	Παράμετροι μοντέλου	40
4.1	Κατανομή όγκου χρηστών ανά των κόμβων: Αποτελέσματα μοντέλου και Adamic και Huberman [3].....	42
4.2	Βασική παραμετροποίηση	43
4.3	Εξάρτηση των μ και γ στη δια-στόματος μζτάδοση	49
4.4	Εξάρτηση των μ και γ στην εξερεύνηση	50
4.5	Εξάρτηση των μ και γ στην πίστη των χρηστών	51
4.6	Εξάρτηση των μ και γ στη πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών στο δίκτυο μικρού-κόσμου των κόμβων	52
4.7	Εξάρτηση των μ και γ στο μέσο βαθμό συνδεσιμότητας των κόμβων	52
5.1	Παραμετροποίηση πειράματος	58
6.1	Παράμετροι μοντέλου	70
6.2	Κατανομή όγκου χρηστών ανά των κόμβων: Αποτελέσματα μοντέλου και Adamic και Huberman [3]	71
6.3	Παραμετροποίηση πειράματος	72

Λίστα Εικόνων

2.1	Ιστόγραμμα των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανα δημοτικότητα. Πηγή [3] ..	16
2.2	Γραφική αναπαράσταση της προσέγγισης μας	20
2.3	Κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων ανά σελίδα. Πηγή [28]	21
2.4	Κατανομή του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων ανά σελίδα. Πηγή [28]	21
2.5	Γραφική αναπαράσταση της προσέγγισης μας	34
3.1	Γραφική αναπαράσταση μίας προσομοιωμένης οικονομίας του παγκόσμιου ιστού ...	38
4.1	Ιστόγραμμα των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανα δημοτικότητα.	42
4.2	Κατανομή των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα: εξέλιξη στο χρόνο	44
4.3	Κατανομή των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές $t = 30.000$ (κύκλοι) και $t = 50.000$ (τετράγωνα)	44
4.4	Ποσοστό δικτυακών κόμβων που επισκέπτονται τουλάχιστον από ένα χρήστη σε κάθε χρονική στιγμή: εξέλιξη στο χρόνο	45
4.5	Η εξέλιξη στο χρόνο της πιο ισχυρής ομάδας με τους πιο δημοφιλείς κόμβους	46
4.6	Διαφορές στην εξέλιξη των ρυθμών ανάπτυξης κατατάχθηκαν $1^{ος}$ και $125^{ος}$ αντίστοιχα	47
4.7	Συσχέτιση δημοτικότητας και απόδοσης δικτυακών κόμβων	47
4.8	Συσχέτιση δημοτικότητας και ηλικίας δικτυακών κόμβων	48
4.9	Κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων με: α. (αριστερά) ανενεργή δια-στόματος μετάδοση, και β. (δεξιά), ανενεργή πλοήγηση	49
5.1	Κατανομή των δικτυακών ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές $t = 15000$ (κύκλοι) και $t = 20000$ (τετράγωνα). Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 1.4	57
5.2	Κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων ανά δικτυακό κόμβο . Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 1.6	58
5.3	Κατανομή του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων ανά δικτυακό κόμβο . Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 2.1	59
5.4	Συσχέτιση δημοτικότητας, απόδοσης και αριθμού εισερχόμενων συνδέσμων δικτυακών κόμβων	60
6.1	Ιστόγραμμα των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανα δημοτικότητα	71
6.2	Κατανομή των κόμβων ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές $t = 4000$ (κύκλοι) και	

	t = 5000 (σταυροί). Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 1.4	73
6.3	των κόμβων ανά δημοτικότητα για τις κατηγορίες 2 και 4	73
6.4	Κλασματικές διακυμάνσεις στον αριθμό των χρηστών του κόμβου που κατατάχθηκε στη θέση 60	74
6.5	Συσχέτιση δημοτικότητας και ηλικίας δικτυακών κόμβων. Ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0.16	75
6.6	Κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο. Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 2.0	75
6.7	Κατανομή του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο. Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 2.3	76
6.8	Διάγραμμα συσχέτισης αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων και ηλικίας των δικτυακών κόμβων. Ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0.35	76

Κεφάλαιο 1

1 Εισαγωγή

Σιγά σιγά, από τη γέννηση του μέχρι σήμερα, ο παγκόσμιος ιστός (World Wide Web) έχει σταδιακά εξελιχθεί σε ένα μεγάλο πολύπλοκο σύστημα (large complex system) με δομή και ιδιότητες που καθορίζονται από τις αποκεντροποιημένες ενέργειες δεκάδων εκατομμυρίων χρηστών. Ο εκθετικός ρυθμός ανάπτυξης του αριθμού των χρηστών, συνοδευμένος από αύξηση στον αριθμό των δικτυακών κόμβων, είχε ως αποτέλεσμα ένα παγκόσμιο ιστό με 530 εκατομμύρια χρήστες [31] και 8,5 εκατομμύρια κόμβους [78] το 2001.

Εξαιτίας της αποκεντροποιημένης φύσης της ανάπτυξής του, ήταν ευρέως αναμενόμενο ότι ο παγκόσμιος ιστός δεν θα παρουσιάζει τάξη και δομή. Αντιθέτως, βρέθηκε ότι ο παγκόσμιος ιστός παρουσιάζει μία ενδιαφέρουσα κανονικότητα που περιγράφει τη δομή του με ένα λογικό τρόπο. Συγκεκριμένα, βρέθηκε ότι ο παγκόσμιος ιστός περιέχει πολλά μικρά στοιχεία, αλλά λίγα μεγάλα [4]. Λίγοι δικτυακοί κόμβοι περιέχουν ένα μεγάλο αριθμό από συνδέσμους, αλλά οι περισσότεροι κόμβοι έχουν ένα ή δύο. Λίγοι κόμβοι επισκέπτονται από εκατομμύρια χρήστες καθημερινά, ενώ οι περισσότεροι από ένα ή δύο χρήστες.

Έρευνα που πραγματοποιήθηκε στο Xerox Parc με δεδομένα που παραχωρήθηκαν από την AOL [3], αποκάλυψε ότι η κατανομή των χρηστών στους δικτυακούς κόμβους ακολουθεί το νόμο τους ισχυρού (power law). Πιο συγκεκριμένα ένας μικρός αριθμός κόμβων (περίπου 10%) καταλαμβάνει ένα πολύ μεγάλο μέρος του πληθυσμού του παγκόσμιου ιστού (σχεδόν 80%). Παρόμοια, όχι μόνο η δημοτικότητα, αλλά επίσης η διαφήμιση, οι συναλλαγές, το ηλεκτρονικό εμπόριο, όλη η οικονομική δραστηριότητα θα είναι παρόμοια, δηλ. μη ομοιόμορφα κατανεμημένη. Με λίγα λόγια η οικονομική δραστηριότητα του χώρου του παγκόσμιου ιστού είναι ανομοιογενής. Τι μπορεί να προξενεί αυτή τη συγκέντρωση πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό και πως μπορούμε να εξηγήσουμε αυτά τα ενδιαφέρων εμπειρικά δεδομένα;

Δεδομένης της αρχιτεκτονικής του παγκόσμιου ιστού, όλοι οι δικτυακοί κόμβοι είναι εύκολα προσπελάσιμοι από παντού και από οποιονδήποτε. Σε αυτές τις συνθήκες ίσης προσπέλασης, το αναμενόμενο θα ήταν μία ομαλή οικονομική γεωγραφία του παγκόσμιου ιστού, με μία σχετικά ομοιόμορφη κατανομή των χρηστών ανά δικτυακό κόμβο. Η διασπορά των χρηστών θα ήταν πιο εύκολα κατανοητή από τη συγκέντρωση. Ομολογουμένως, θα υπήρχαν κάποιες ανωμαλίες στην πυκνότητα του πληθυσμού εξαιτίας ιδιαίτερων χαρακτηριστικών συγκεκριμένων κόμβων. Είναι εύκολο να καταλάβουμε γιατί οι Disney, CNN, Sony, ή Yahoo!, Amazon, e-bay ισχυρά ονόματα και πρωτοπόροι της νέας οικονομίας είναι ικανοί να προσελκύουν την προσοχή των χρηστών του παγκόσμιου ιστού. Αλλά πώς οδηγηθήκαμε από εκεί σε μεγάλες συγκεντρώσεις πληθυσμού και το νόμο του ισχυρού;

Ένα φαινόμενο συγκέντρωσης πληθυσμού που έχει εκτενώς μελετηθεί είναι η κατανομή των μεγεθών των πραγματικών πόλεων, που παρόμοια έχει βρεθεί ότι ακολουθεί το νόμο του ισχυρού για παραπάνω από 100 χρόνια [55]. Στη οικονομική γεωγραφία, είναι σημαντικού ενδιαφέροντος μοντέλα στα οποία υπάρχει συγκέντρωση δραστηριότητας σε συγκεκριμένες περιοχές. Σε αυτά τα μοντέλα, όπως και στην κατανομή της δημοτικότητας των δικτυακών

κόμβων στο παγκόσμιο ιστό, μπορούμε να διακρίνουμε την ύπαρξη κρυμμένων αρχών σε λειτουργία, απόδειξη τάξης δημιουργημένης από αυτό-οργάνωση [38].

Ακολουθώντας αυτές τις παρατηρήσεις, ένα ερευνητικό πρόγραμμα, ονομαζόμενο Information Cities, σχεδιάστηκε με το σκοπό να εξερευνήσει και τεκμηριώσει υπολογιστικά μοντέλα πρακτόρων για τη δημιουργία και το σχηματισμό συσσωρεύσεων πληθυσμού πάνω από την πληροφοριακή υποδομή (Information Infrastructure), χρησιμοποιώντας αναλογίες και πρότυπα *συνάθροισης / διαχωρισμού* των κατοίκων και εταιριών στις πραγματικές πόλεις και βιομηχανικές περιοχές. Προς αυτό το στόχο οι ακόλουθες δράσεις έρευνας πραγματοποιήθηκαν: i) ανάπτυξη νέων μοντέλων (μοντέλων συμπεριφοράς για τις οντότητες του παγκοσμίου ιστού) για την μελέτη του σχηματισμού των συσσωρεύσεων πληθυσμού, ii) διερεύνηση των βασικών δυνάμεων και της δυναμικής για τη σταθερότητα και εξέλιξη των συσσωρεύσεων πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό και iii) ανάπτυξη ενός «ανοιχτού περιβάλλοντος προσομοίωσης για τη μελέτη αναδύμενων συμπεριφορών και δομών.

Η δουλειά που έχει γίνει στα πλαίσια αυτής της εργασίας συνεισφέρει στις δράσεις i), ii), και μερικώς στην iii). Πιο συγκεκριμένα, στα πλαίσια αυτής της εργασίας αναπτύχθηκε ένα υπολογιστικό μοντέλο πρακτόρων για τη μελέτη του σχηματισμού των συσσωρεύσεων πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό. Αυτό το έργο πραγματοποιήθηκε ακολουθώντας τα παρακάτω βήματα: (i) μελέτη της συμπεριφοράς των χρηστών και δικτυακών κόμβων (οντοτήτων) στο παγκόσμιο ιστό, (ii) σχεδιασμός συμπεριφορών για αυτές τις οντότητες και ανάπτυξη αλγορίθμων που ενσωματώνουν αυτές τις συμπεριφορές, (iii) περιγραφή δομών δικτύων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των οντοτήτων, (iv) σχεδιασμός ενός υπολογιστικού μοντέλου πρακτόρων στο οποίο το αθροιστικό αποτέλεσμα αναδύεται από τις επαναλαμβανόμενες αλληλεπιδράσεις των πρακτόρων και, (v) διερεύνηση πιθανών αιτίων πίσω από το σχηματισμό της συσσώρευσης πληθυσμού μελετώντας το υπολογιστικό μοντέλο που αναπτύχθηκε στο βήμα (iv).

Το μοντέλο που προτείνουμε και περιγράφουμε έχει υλοποιηθεί σε συνεργασία ερευνητών από το SICS (Swedish Institute of Computer Science) και χρησιμοποιήθηκε ως «πρωτότυπο» μοντέλο για την ανάπτυξη ενός μεγάλης κλίμακας περιβάλλοντος προσομοίωσης [69]. Η συνεισφορά μας στο αναπτυχθέν περιβάλλον μπορεί να συνοψιστεί στην ακόλουθη πρόταση: μέσο συνεχή πειραματισμού με το προτεινόμενο μοντέλο και κατά τη διάρκεια της διαδικασίας σχεδιασμού, καθορισμός των απαιτήσεων υλοποίησης μίας κλάσης μοντέλων πρακτόρων που σχετίζεται με «απλούς» πράκτορες, αλλά προϋποθέτει πειράματα μεγάλης κλίμακας που πρέπει να εκτελούνται συχνά.

Δεδομένης της πολυπλοκότητας του παγκόσμιου ιστού και της αδυναμίας μας να αναπτύξουμε ένα λεπτομερές μοντέλο της εξέλιξής του, η παρούσα εργασία αποτελεί ένα παράδειγμα ότι μπορούμε να μοντελοποιήσουμε και μελετήσουμε την εξέλιξη του παγκοσμίου ιστού μέσω ενός πρακτορικού μοντέλου. Από όσο γνωρίζουμε, δεν υπάρχει άλλη μελέτη που είτε χρησιμοποιεί πρακτορικές τεχνικές μοντελοποίησης για την εξερεύνηση των δυναμικών ιδιοτήτων του παγκόσμιου ιστού, ή επιχειρεί τη μελέτη του ως ένα μαζικά αποκεντροποιημένο αλληλεπιδρών σύστημα.

Η δομή της αναφοράς έχει ως εξής. Στο κεφάλαιο 2 τεκμηριώνουμε αρχικά το σχηματισμό των συγκεντρώσεων πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό και περιγράφουμε την εντυπωσιακή επιτυχία του νόμου του ισχυρού στην περιγραφή της κατανομής της δημοτικότητας των δικτυακών κόμβων. Επιπλέον περιγράφουμε μία θεωρητική προσέγγιση για αυτή την εμπειρική κανονικότητα, υποθέτοντας την παρουσία κάποιας μορφής αθροιστικών διαδικασιών με την συγκέντρωση του πληθυσμού να είναι αυτό-οργανωτική. Η προτεινόμενη θεωρητική προσέγγιση υπογραμμίζει τη συμβολή δύο δικτυακών δομών στην

εμφάνιση του νόμου του ισχυρού τα οποία στη συνέχεια περιγράφονται. Την περιγραφή αυτών των εμπειρικά παρατηρούμενων δικτύων ακολουθεί μια αναφορά της πρόσφατης δουλειάς στη θεωρητικοποίηση των δομών δικτύου. Τέλος, περιγράφουμε την μεθοδολογία, τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς της υπολογιστικής πρακτορικής τεχνικής μοντελοποίησης (agent-based modelling technique) η οποία θα χρησιμοποιηθεί σε αυτή την εργασία για την υλοποίηση του προτεινόμενου μοντέλου.

Στο κεφάλαιο 3 εισάγουμε την προσέγγιση μας περιγράφοντας ένα υπολογιστικό μοντέλο πρακτόρων στο οποίο ετερογενείς πράκτορες επιλέγουν δικτυακούς κόμβους προς επίσκεψη σε ένα περιβάλλον αυξανόμενων απολαβών (increasing returns) και θετικών αναδράσεων (positive feedbacks).

Στο κεφάλαιο 4 περιγράφουμε τα αποτελέσματα των πειραμάτων αυτής της πρώτης έκδοσης του μοντέλου μας. Το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στη δημοτικότητα των κόμβων του διαδικτύου και παρέχει μία απλή εξήγηση για αυτό το φαινόμενο βασισμένη κυρίως στους μηχανισμούς μέσο των οποίων μεταφέρεται η πληροφορία στον παγκόσμιο ιστό. Τα αποτελέσματα επιδεικνύουν ότι η ανάπτυξη των δικτυακών κόμβων δεν είναι μόνο το αποτέλεσμα των ενυπάρχων διαφορών μεταξύ των δικτυακών κόμβων, αλλά επίσης και το αποτέλεσμα ενός συνόλου αθροιστικών διαδικασιών, οι οποίες εμπλέκουν κάποιες μορφές αυξανόμενων απολαβών, δηλ. *δια-στόματος μετάδοσης θετικές αναδράσεις και συνδέσμους δημιουργημένους από την πλοήγηση των χρηστών*. Στη συνέχεια, μελετάμε την επιρροή και σημαντικότητα των υποθέσεων που κάναμε και δείχνουμε ότι η δομή του δικτύου, όπως και άλλα χαρακτηριστικά του μοντέλου, επηρεάζουν τα φαινόμενα συσσώρευσης. Στο κεφάλαιο 5 επεκτείνουμε το μοντέλο να ενσωματώνει ένα πιο ρεαλιστικό δίκτυο συνδέσμων και δείχνουμε ότι αναπαράγει πάλι τον εμπειρικά παρατηρούμενο νόμο του ισχυρού.

Στο κεφάλαιο 6 περιγράφουμε μία νέα έκδοση του μοντέλου μας προς την κατεύθυνση ενός αυτό-οργανωτικού αφηρημένου μοντέλου του παγκόσμιου ιστού. Στη νέα αυτή έκδοση επιχειρούμε τη μοντελοποίηση των δικτυακών κόμβων σε σχέση της γενικής ποιότητάς τους και της δημιουργίας εξερχόμενων συνδέσμων. Περιγράφουμε την έκδοση, και δείχνουμε ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στη δημοτικότητα των κόμβων του διαδικτύου όπως και πολλές άλλες ενδιαφέρουσες ιδιότητες του παγκόσμιου ιστού, που έχουν εμπειρικά παρατηρηθεί σε πολλές μελέτες του οικοσυστήματος του παγκόσμιου ιστού.

Ένα μεγάλο μέρος της δουλειάς που περιγράφεται σε αυτή την αναφορά έχει συγγραφεί σε άρθρα. Συγκεκριμένα το κεφάλαιο 3 και μέρος του κεφαλαίου 4 αντιστοιχούν στο [59], το κεφάλαιο 5 περιλαμβάνεται στο [69], και το κεφάλαιο 6 καλύπτει μη δημοσιευμένη δουλειά. Επίσης, το μοντέλο περιγράφεται σύντομα στο [68], όπου η αρχιτεκτονική της υλοποίησής του επεξηγείτε.

Κεφάλαιο 2

2 Θεωρητικό Πλαίσιο

2.1 Εισαγωγή

Ο παγκόσμιος ιστός είναι ένα μεγάλο πολύπλοκο σύστημα (large complex system) με δομή και ιδιότητες που καθορίζονται από τις αποκεντροποιημένες ενέργειες δεκάδων εκατομμυρίων χρηστών. Σα παρατηρητές, θα περιμέναμε ότι αυτές οι αποκεντροποιημένες ενέργειες θα είχαν οδηγήσει σε έναν παγκόσμιο ιστό χωρίς δομή, κλίμακα και οργάνωση. Παρόλα αυτά, πρόσφατες έρευνες δείχναν ότι ο παγκόσμιος ιστός επιδεικνύει ιδιότητες αυτό-οργάνωσης (self-organization). Πολλά θεμελιώδη χαρακτηριστικά του βρέθηκαν να εμφανίζουν μία ενδιαφέρων κανονικότητα. Πιο συγκεκριμένα, ο παγκόσμιος ιστός περιλαμβάνει κυρίως στοιχεία μικρού μεγέθους και λίγα στοιχεία μεγάλου μεγέθους. Η παραπάνω κανονικότητα μπορεί να εκφραστεί στη μαθηματική γλώσσα σαν μία κατανομή πιθανότητας η οποία ονομάζεται νόμος του ισχυρού (power law). Ο νόμος του ισχυρού υποδηλώνει ότι η πιθανότητα ενός στοιχείου να είναι μεγέθους k , $P(k)$, είναι ανάλογη του $1/k$ σε μία θετική δύναμη μ , $P(k) = Ck^{-\mu}$, όπου C σταθερά.

Μεταξύ των ιδιοτήτων του παγκοσμίου ιστού οι οποίες ακολουθούν το νόμο του ισχυρού είναι: η κατανομή των χρηστών ανά δικτυακό κόμβο [3, 4], η κατανομή του αριθμού των συνδέσμων που ξεκινούν και καταλήγουν από τους δικτυακούς κόμβους [4, 28], και η κατανομή του αριθμού των σελίδων ανά κόμβο.[41]. Ο νόμος του ισχυρού υποδηλώνει την ύπαρξη πολλών στοιχείων μικρού μεγέθους, και λίγων μεγάλων. Λίγοι δικτυακοί κόμβοι επισκέπτονται καθημερινά από εκατομμύρια χρήστες, ενώ οι περισσότεροι από τους κόμβους λαμβάνουν ένα ή δύο επισκέπτες. Λίγοι δικτυακοί κόμβοι περιέχουν χιλιάδες σελίδες, ενώ οι περισσότεροι περιέχουν μία ή δύο. Οι περισσότεροι δικτυακοί κόμβοι έχουν έναν μικρό αριθμό συνδέσμων ενώ λίγοι κόμβοι έχουν εκατομμύρια συνδέσμους.

Ο νόμος του ισχυρού είναι πολλή συνηθισμένος στη φύση. Πολλά τεχνητά και φυσικά φαινόμενα έχουν βρεθεί να κατανέμονται σύμφωνα με αυτόν. Μεταξύ αυτών των φαινομένων είναι η κατανομή της έντασης των σεισμών, οι συχνότητες εμφάνισης λέξεων σε κείμενα, η κατανομή των εισοδημάτων, το μέγεθος των εταιρειών και το μέγεθος των πόλεων [20]. Λίγοι μεγάλοι σεισμοί συμβαίνουν ενώ πολύ μικροί λαμβάνουν χώρα. Υπάρχουν λίγες μεγάλες εταιρείες πλην όμως πολλές με δεκάδες εργαζομένων. Υπάρχουν λίγες μητροπόλεις μα ένας μεγάλος αριθμός πόλεων με εκατοντάδες κατοίκους.

Ένα από τα πιο εκτενώς μελετημένα από τα παραπάνω φαινόμενα είναι η κατανομή του μεγέθους των πόλεων. Τουλάχιστον για τα τελευταία εβδομήντα χρόνια είναι γνωστό ότι η κατανομή των μεγαλύτερων πόλεων στις Ηνωμένες Πολιτείες ακολουθεί το νόμο του ισχυρού [38]. Η παρατήρηση αυτή παρακίνησε πολλούς οικονομολόγους οι οποίοι αναπτύξανε διάφορα μοντέλα και διατυπώσανε θεωρίες για να εξηγήσουν αυτό το αξιοσημείωτο φαινόμενο. Ένας νέος τομέας των οικονομικών αναπτύχθηκε και οι οικονομικοί γεωγράφοι (economic geographers) ξεκίνησαν να εξερευνούν τις ιδιότητες της

εξέλιξης των πόλεων και τον οικονομικό χωρικό σχηματισμό. Στο νόμο του ισχυρού που περιγράφει το μέγεθος των πόλεων βρήκανε την ύπαρξη κάποιας κριμένης αρχής, απόδειξη τάξης από αυτό-οργάνωση, και υποστήριξαν ότι το φαινόμενο της συγκέντρωσης του πληθυσμού είναι ένα αποτέλεσμα ενός συνόλου αθροιστικών διαδικασιών, οι οποίες εμπλέκουν θετικές αναδράσεις (positive feedbacks) και αυξανόμενες απολαβές (increasing returns).

Συγκέντρωση πληθυσμού παρατηρείτε επίσης και στον παγκόσμιο ιστό, όπως και στις πραγματικές πόλεις, ο πληθυσμός συγκεντρώνεται στις τοποθεσίες του ιδεατού κόσμου: στους δικτυακούς κόμβους. Προφανώς, υπάρχουν κοινά χαρακτηριστικά μεταξύ της οικονομικής γεωγραφίας και της αθροιστικής δομής του παγκόσμιου ιστού. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τα ευρήματα της οικονομικής γεωγραφίας για να για να εξερευνήσουμε τη συσσώρευση του πληθυσμού στο παγκόσμιο ιστό;

Σε αυτό το κεφάλαιο, περιγράφουμε ένα θεωρητικό πλαίσιο το οποίο θα μας βοηθήσει να κατανοήσουμε το οικοσύστημα του παγκόσμιου ιστού ενόσω εξερευνούμε διάφορες απόψεις της μεταφοράς οικονομική γεωγραφία – δομή παγκόσμιου ιστού. Στην ενότητα 2.2, τεκμηριώνουμε το σχηματισμό των συγκεντρώσεων πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό και περιγράφουμε την εντυπωσιακή επιτυχία του νόμου του ισχυρού στην περιγραφή της κατανομής της δημοτικότητας των δικτυακών κόμβων. Στην ενότητα 2.3, παρέχουμε μία θεωρητική προσέγγιση για αυτή την εμπειρική κανονικότητα, υποθέτοντας την παρουσία κάποιας μορφής αθροιστικών διαδικασιών με την συγκέντρωση του πληθυσμού να είναι αυτό-οργανωτική. Η προτεινόμενη θεωρητική προσέγγιση υπογραμμίζει τη συμβολή δύο δικτυακών δομών στην εμφάνιση του νόμου του ισχυρού, ένα κοινωνικό δίκτυο (social network) στο οποίο η ατομική δράση εμπεδώνεται και ένα μεταφορικό δίκτυο το οποίο οργανώνει τους συνδέσμους μεταξύ των δικτυακών κόμβων). Τα βασικά χαρακτηριστικά αυτών των δύο δικτύων περιγράφονται στην ενότητα 2.4. Στην ενότητα 2.5, κάνουμε μία ανασκόπηση πρόσφατης δουλειάς στην θεωρία των δικτυακών δομών, με ιδιαίτερη έμφαση στα δίκτυα *μικρών κόσμων* (small-world networks) και δίκτυα *απόυσης κλίμακας* (scale-free networks). Τέλος, στην ενότητα 2.6 περιγράφουμε την μεθοδολογία, τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς της υπολογιστικής πρακτορικής τεχνικής μοντελοποίησης (agent-based modelling technique) η οποία θα χρησιμοποιηθεί σε αυτή την εργασία για την υλοποίηση του μοντέλου.

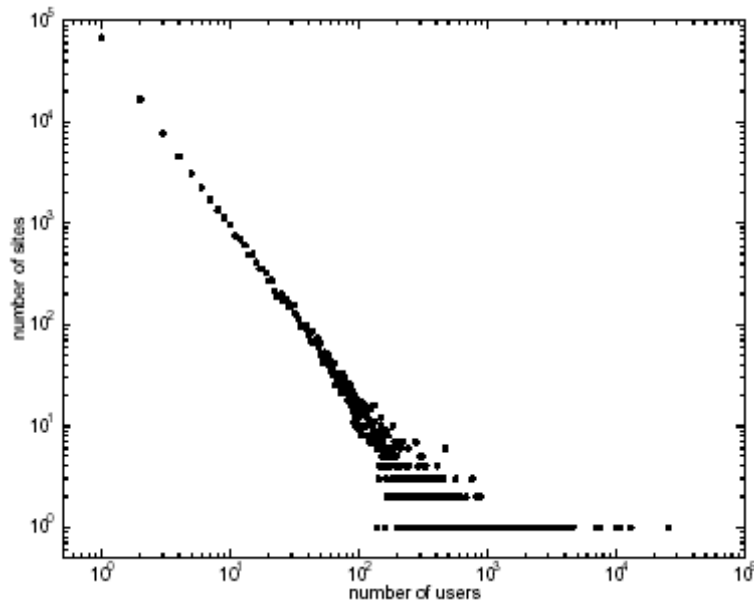
2.2 Η χωρική δομή του παγκόσμιου ιστού.

Η εκθετική ανάπτυξη του παγκόσμιου ιστού έχει συνοδευτεί από μία γενική αύξηση στον αριθμό των δικτυακών κόμβων όπου οι χρήστες του παγκόσμιου ιστού, (περισσότεροι από 200 εκατομμύρια ενεργοί χρήστες τον Ιούλιο του 2001 σύμφωνα με τη Nielsen/NetRatings), αφιερώνουν προσωπικό χρόνο για να συλλέξουν πληροφορία, να ανταλλάξουν απόψεις, και σε ένα μικρότερο βαθμό, για να εκτελέσουν εμπορικές πράξεις και να διεξάγουν αγοροπωλησίες προϊόντων. Ενώ το 1998 υπήρχαν 2 εκατομμύρια δικτυακοί κόμβοι, στο τέλος του 2000 το νούμερο αυτό είχε αυξηθεί στα 8 εκατομμύρια. Πέραν αυτής της αξιοσημείωτης αύξησης, έχει σημαντικά ενισχυθεί και η ποικιλία των δικτυακών κόμβων. Ως αποτέλεσμα, οι χρήστες του παγκόσμιου ιστού επωφελούνται από ένα ευρύ σύνολο κομβικών επιλογών, και πιο πιθανόν, από ένα ευρύτερο σύνολο εκδόσεων προϊόντων από αυτές που διατίθενται στην πραγματική οικονομία.

Ωστόσο, μολονότι αυτής της ασυνήθιστης ποικιλίας δικτυακών κόμβων, η κατανομή των χρηστών στη τοπογραφία του παγκόσμιου ιστού, εμφανίζει μία αξιοσημείωτη ανομοιομορφία. Σύμφωνα με δεδομένα από την AOL, τα οποία συλλέχθηκαν και αναλύθηκαν από το Xerox Internet Ecologies Project, η κατανομή των μεγαλύτερων δικτυακών κόμβων περιγράφεται από το νόμο του ισχυρού [3] – η κανονικότητα αυτή είναι τόσο ισχυρή που εμφανίζεται τόσο για όλους τους δικτυακούς κόμβους όσο και για δικτυακούς κόμβους σε συγκεκριμένες κατηγορίες (ενήλικοι και εκπαιδευτικοί δικτυακοί κόμβοι). Όπως οι Adamic και Huberman εξήγησαν [3], και η Εικόνα 2.1 και ο Πίνακας 2.1 πιστοποιούν, η ύπαρξη του νόμου του ισχυρού υποδηλώνει ότι ένας μικρός αριθμός από δικτυακούς κόμβους συλλέγουν την κυκλοφορία ενός μεγάλου μέρους του πληθυσμού του παγκόσμιου ιστού.

Παρατηρήσαμε ακριβώς το ίδιο φαινόμενο εξετάζοντας ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων το οποίο προμηθευτήκαμε από την PC Data Online. Και σε αυτό το δείγμα η κατανομή των επισκεπτών μεταξύ των δικτυακών κόμβων περιγράφεται από το νόμο του ισχυρού, όπου οι πρώτοι 10% δικτυακοί κόμβοι συλλέγουν σχεδόν το 60% των χρηστών στη μελέτη. Πιο ενδιαφέρον, οι δικτυακοί κόμβοι στις υψηλότερες θέσεις παραμένουν σχετικά σταθεροί στη κατάταξή τους σε ένα ποσοστό το οποίο πλησιάζει, κατά τη διάρκεια της μελέτης, το 50%. Ενώ η σταθερότητα των πιο δημοφιλών δικτυακών κόμβων είναι ένα σαφές χαρακτηριστικό του δείγματος, τα δεδομένα παρέχουν επίσης ενδείξεις για νέους δικτυακούς κόμβους οι οποίοι επιτύχανε να πλησιάσουν τις υψηλές θέσεις. Για παράδειγμα, το σύνολο των 1000 πρώτων θέσεων συνεχώς ανανεώνεται σε ένα ποσοστό κοντά στο 15%. Ωστόσο, πτώσεις από τις υψηλές θέσεις και απότομες εμφανίσεις σε αυτές είναι σπάνια έντονες. Συμβαίνουν κυρίως σταδιακά και σίγουρα σε μεγαλύτερο χρονικό διάστημα.

Πιο είναι το ενδιαφέρον στη παρατήρηση αυτής της παραμέτρου, στον αριθμό των επισκεπτών ή στη δημοτικότητα ενός δικτυακού κόμβου; Σίγουρα ο αριθμός των επισκεπτών έχει εκ των πραγμάτων αποβεί ένας δείκτης για την επιτυχία ενός δικτυακού κόμβου. Υποδεικνύει όμως επιπλέον, και τη δομή της χωρικής συγκέντρωσης του πληθυσμού του παγκόσμιου ιστού. Αυτή τη σημασία συγκρατούμε εδώ. Σε κάθε περίπτωση, εκτός των διαφημίσεων, ο αριθμός των επισκεπτών δεν υποδεικνύει πολλά για την κερδοφορία και την ανταγωνιστική τοποθέτηση ενός δικτυακού κόμβου στον τομέα εξειδίκευσής του. Ασφαλώς, ο δείκτης αυτός είναι πιο χρήσιμο για αστικούς σχεδιαστές του ιδεατού, κόσμου οι οποίοι επιθυμούν να κατανοήσουν τις συσσωρευτικές / διαχωριστικές τάσεις του πληθυσμού του παγκόσμιου ιστού και για σχεδιαστές του παγκόσμιου ιστού που σχεδιάζουν την υποδομή που επιτρέπει σε ένα δικτυακό κόμβο να εξυπηρετεί τους πελάτες του. Σε συντομία, αντιλαμβανόμαστε τον αριθμό των επισκεπτών ενός δικτυακού κόμβου ως το ισοδύναμο του μεγέθους των πόλεων στον πραγματικό κόσμο, και ορίζουμε το μέγεθος ενός δικτυακού κόμβου ως τον αριθμό των χρηστών που επισκέπτονται τον κόμβο κατά τη διάρκεια μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου.



Εικόνα 2.1 Ιστόγραμμα των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα . Πηγή: [3]

% sites	% volume by user		
	all sites	adult sites	educational sites
0.1	32.36	1.4	2.81
1	55.63	15.83	23.76
5	74.81	41.75	59.50
10	82.26	59.29	74.48
50	94.92	90.76	96.88

Πίνακας 2.1 Κατανομή όγκου χρηστών μεταξύ των δικτυακών κόμβων. Πηγή: [3]

Ασφαλώς, υπάρχει μία βασική διαφορά στην έννοια του μεγέθους στον πραγματικό και στον ιδεατό κόσμο. Οι κάτοικοι των πραγματικών πόλεων μένουν μόνο σε μία τοποθεσία ενώ οι κάτοικοι του ιδεατού κόσμου μπορούν εύκολα να «μεινούν» σε πολλές τοποθεσίες. Ωστόσο, στη πραγματικότητα, ο αριθμός αυτών των τοποθεσιών είναι περιορισμένος ή, διαφορετικά, το χαρτοφυλάκιο επιλογής ενός χρήστη του παγκόσμιου ιστού δεν είναι πολύ μεγάλο σε μέγεθος. Τι είναι το χαρτοφυλάκιο επιλογής; Οι “μοναδικοί” δικτυακοί κόμβοι τους οποίους ένας χρήστης επισκέπτεται κατά τη διάρκεια μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου, συχνά αναφέρεται ως ρεπερτόριο ή χαρτοφυλάκιο. Ένας χρήστης του παγκόσμιου ιστού μπορεί να επισκεφθεί ένα συγκεκριμένο δικτυακό κόμβο αρκετές φορές μέσα σε μία βδομάδα / μήνα, αλλά θα μετρήσει μόνο μία φορά στο χαρτοφυλάκιο του. Σύμφωνα με τη Nielsen/NetRatings, το μέσο μέγεθος του χαρτοφυλακίου των Ευρωπαίων χρηστών το Μάιο του 2002 κυμάνθηκε από 22 (Νορβηγία) έως 55 (Γερμανία), ενώ το μέσο μέγεθος του χαρτοφυλακίου των Αμερικανών χρηστών ήταν 47.

2.3 Πληροφοριακές αυξανόμενες απολαβές.

Τι μπορεί να εξηγήσει την ύπαρξη κάτι που μοιάζει σαν μία ισχυρή εμπειρική κανονικότητα, εκφρασμένη μέσω του νόμου του ισχυρού στο μέγεθος των δικτυακών κόμβων; Η ερώτηση είναι διμερής. Πρέπει να κατανοήσουμε γιατί μία τόσο ανομοιογενείς κατανομή κυριαρχεί της εναλλακτικής, θεωρητικά εφικτής, κατάληξης, δηλαδή χωρική διασπορά με μία λογική ανομοιογένεια. Και πρέπει να κατανοήσουμε γιατί η πραγματική κατανομή είναι γραμμική σε λογαριθμική κλίμακα, συνεπώς προσεγγίζοντας το νόμο του ισχυρού.

Προς την κατανόηση αυτών των θεμάτων, μπορούμε να διδαχτούμε πολλά μελετώντας μοντέλα οικονομικής γεωγραφίας στα, οποία παρατηρείται συγκέντρωση δραστηριότητας σε συγκεκριμένες τοποθεσίες. Τι μπορεί να προσφέρει η οικονομική γεωγραφία στο διαδίκτυο; Η απάντηση βρίσκεται σε μία λέξη: *αυξανόμενες απολαβές* (increasing returns) [8]. Σε μία χωρική οικονομία με αυξανόμενες απολαβές, ο ανταγωνισμός μεταξύ των τοποθεσιών να προσελκύσουν βιομηχανίες, εμπλέκει μηχανισμούς με θετικές αναδράσεις οι οποίες ενδυναμώνουν τις νικήτριες περιοχές (ενισχύοντας ένα αρχικό πλεονέκτημα) και αποδυναμώνουν τις λιγότερο αναπτυσσόμενες. Οι Arthur [8], Fujita, Krugman, Venables [38], και Krugman [55], αντιλαμβάνονται τη γεωγραφική συγκέντρωση στον πραγματικό κόσμο ως το αποτέλεσμα όχι απαραίτητα ενυπάρχων διαφορών (βασισμένες στην ποιότητα) μεταξύ των περιοχών, “*αλλά ενός συνόλου αθροιστικών διαδικασιών, οι οποίες εμπλέκουν κάποιες μορφές αυξανόμενων απολαβών, δια των οποίων η γεωγραφική συγκέντρωση μπορεί να είναι αυτό-οργανωτική*” [38]. Με ένα παρόμοιο τρόπο, αν ο χώρος του παγκόσμιου ιστού δημιουργεί τόση συσσώρευση πληθυσμού σε συγκεκριμένες τοποθεσίες, είναι λογικό να υποθέσουμε ότι κάτι δουλεύει υπόγεια, εμποδίζοντας τη διασπορά και συγκρατώντας τους χρήστες του διαδικτύου όλο και περισσότερο συγκεντρωμένους σε λίγες τοποθεσίες. Κάτι που διαμορφώνει τη δυναμική του ανταγωνισμού, και παράγει μη οπτιμιστικά ανταγωνιστικά αποτελέσματα, σε μία οικονομία με μικρότερα κόστη συναλλαγής συγκρινόμενη με τις οικονομίες του πραγματικού κόσμου και χαμηλή τριβή αγοράς. Θα υποστηρίξουμε ότι, όπως ακριβώς και στη χωρική οικονομία του πραγματικού κόσμου, μία αξιόπιστη θεωρία για τη χωρική διαμόρφωση του παγκόσμιου ιστού πρέπει να εστιάσει στο ρόλο των αυξανόμενων απολαβών.

Πως, όμως, πρέπει να θεωρηθούν οι απολαβές στη χωρική συγκέντρωση του πληθυσμού του παγκόσμιου ιστού; Ο Krugman μας υπενθυμίζει την Marshallian ταξινόμηση των αυξανόμενων απολαβών στον βιομηχανικό κόσμο. Ο Marshall προτείνει ότι οι βιομηχανικές περιοχές ανέρχονται από: i) εκτεταμένη γνώση (knowledge spillovers), ii) το πλεονέκτημα των πυκνών (thick) αγορών για ειδικευμένη ικανότητα και, iii) τους οπισθοδρομικούς και εμπρόσθιους δεσμούς (backward and forward linkages) που συνδέονται με μεγάλες τοπικές αγορές. Για να εξηγηθεί η συσσώρευση του πληθυσμού στον πραγματικό κόσμο, τα μοντέλα της οικονομικής γεωγραφίας, σημειώνουν οι Fujita, Krugman και Venables [38], έχουν ουσιαδώς εστιάσει στο ρόλο των δεσμών: μία βασική ιδιότητα των οικονομικών δραστηριοτήτων οι οποίες αποφέρουν συσσωρεύσεις, εξηγούν, είναι οι δεσμοί.

Αλλά, σε μία πληροφοριακή οικονομία, όπου ο κάθε άνθρωπος και η κάθε εταιρεία είναι συνδεδεμένοι ηλεκτρονικά μέσω δικτύων, και όπου η πληροφορία μπορεί να διαχέεται άμεσα, οι αυξανόμενες απολαβές πρέπει να αναδύονται από πληροφοριακές αναδράσεις (informational feedbacks). Θα υποστηρίξουμε ότι οι πληροφοριακές αναδράσεις στο παγκόσμιο ιστό ανέρχονται από διάφορες πηγές, όμως πέντε από αυτές είναι ιδιαίτερα σημαντικές.

- i. Αυξανόμενες απολαβές από δια-στόματος μετάδοσης (word-of-mouth) αναδράσεις: Σε ένα χαοτικό χώρο όπως αυτός του παγκόσμιου ιστού, η συλλογή πληροφορίας και ένα μεγάλο μέρος της προσωπικής γνώσης για δικτυακούς κόμβους μπορεί να ειδοθεί σαν μία δειγματοληψία ή διαδικασία “ψηφοφορίας” της εμπειρίας άλλων χρηστών, δηλ. χρηστών που είχαν επισκεφθεί στο παρελθόν αυτούς τους δικτυακούς κόμβους.
- ii. Αυξανόμενες απολαβές εξαιτίας επιλογών εξαρτημένων από τη συχνότητα: Το όφελος το οποίο οι χρήστες του παγκόσμιου ιστού λαμβάνουν από ένα δικτυακό κόμβο εξαρτάται κατά ένα μέρος και από τον αριθμό των χρηστών που έχουν επισκεφθεί τον κόμβο στο παρελθόν.
- iii. Αυξανόμενες απολαβές από βιομηχανικούς δεσμούς: Το ηλεκτρονικό εμπόριο μέσω των δικτυακών πυλών και των κόμβων δημοπρασίας εμπλέκει ένα μεγάλο μέρος από τους δεσμούς (linkages) που εμφανίζονται στη βιομηχανική οικονομία: σε αυτό το πλαίσιο, ένας δικτυακός κόμβος ο οποίος για συμπτωματικό λόγο είχε μία συγκέντρωση από πωλητές και αγοραστές έχει την τάση να φιλοξενήσει όλο και μεγαλύτερες αγορές.
- iv. Αυξανόμενες απολαβές για συνεργασία: Οφέλη από συμμετοχές σε συμμαχίες δικτυακών κόμβων, δομές συνεργατικού εμπορίου στο ηλεκτρονικό επιχειρήν, συμμετοχή σε ηλεκτρονικές κοινότητες (iCommunities) (Instant Messaging, Napster-line communities).
- v. Αυξανόμενες απολαβές από δεσμούς παραγόμενους μέσω δικτυακής πλοήγησης. Έρευνα στον τομέα των αλγορίθμων για ταχεία εύρεση σελίδων και κοινοτήτων στον παγκόσμιο ιστό [28], έδειξε ότι τα περισσότερα ζεύγη ιστοσελίδων διαχωρίζονται από ένα μικρό αριθμό συνδέσμων. Αυτή η δομή, γράφος, προσδιορίζει ως ένα *υποκείμενο δίκτυο*, τα μονοπάτια μεταξύ των δικτυακών κόμβων. Έτσι, είναι πολύ εύκολο να καταλάβουμε γιατί συγκεκριμένοι κόμβοι θα ωφεληθούν από τέτοιες πλοηγητικές αυξανόμενες απολαβές (όπως τα λιμάνια στον πραγματικό κόσμο, για να χρησιμοποιήσουμε άλλη μία μεταφορά, ωφελούνται από τις μετακινήσεις προς το εσωτερικό μίας χώρας)

Ωστόσο το ενδιαφέρον, είναι να ξεπεραστεί η εκτιμητική ανάπτυξη θεωρίας και να μοντελοποιηθούν οι αυξανόμενες απολαβές ως αναδυόμενες από την συμπεριφορά «ατομικών» πρακτόρων. Επομένως, η πραγματική ερώτηση είναι πως μπορούμε να σχεδιάσουμε ένα μοντέλο ικανό να προσφέρει βαθύτερη γνώση στα φαινόμενα συσσώρευσης πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό, ενώ ταυτόχρονα θα περιλαμβάνει μερικές από τις αυξανόμενες πληροφοριακές απολαβές που αναφέραμε παραπάνω. Επιπλέον, το μοντέλο πρέπει να παράγει κάτι που μοιάζει με το νόμο του ισχυρού. Όμως, για να επιτύχουμε προς αυτή την κατεύθυνση πρέπει να κινηθούμε πέρα από τα όρια της οικονομικής γεωγραφίας.

Για να εξηγήσει, η οικονομική γεωγραφία, τη γραμμική σε λογαριθμική κλίμακα σχέση ανάμεσα στην κατάταξη και στον πληθυσμό του μεγέθους των πόλεων έχει ουσιαδώς να προτείνει μια ιεραρχική προοπτική βασισμένη στη θεωρία της κεντρικής τοποθεσίας (central place theory) [Losch, Cristhaller]. Ο Krugman [38, 55], ο οποίος έχει προσφέρει σπουδαίο έργο στην κατανόηση του μυστηρίου της κατανομής του μεγέθους των πόλεων, δεν βρίσκει κανένα ενδιαφέρον στην ιδέα της ιεραρχίας της κεντρικής τοποθεσίας. Είναι πιο διατιθέμενος να συζητήσει τη συνεισφορά του Simon σε αυτόν τον τομέα [70]. Η ιστορία του Simon είναι

σίγουρα πιο πειστική. Προϋποθέτει μία διαδικασία όπου ο αστικός πληθυσμός αυξάνεται με το χρόνο με διακριτές μάζες (lump). Κάθε χρονική στιγμή μία νέα μάζα φτάνει, και είτε δημιουργεί μια νέα μικρή πόλη (με πιθανότητα p), ή επισυνάπτεται σε μία ήδη υπάρχων πόλη (με πιθανότητα $1-p$). Από αυτόν τον πολύ απλό κανόνα, το μοντέλο του Simon συγκλίνει με το χρόνο σε μία κατανομή του μεγέθους των πόλεων, η οποία χαρακτηρίζεται από το νόμο του ισχυρού με εκθέτη α , ο οποίος εξαρτάται ισχυρά από την πιθανότητα δημιουργίας νέας πόλης, $\alpha = 1/(1-p)$, και πλησιάζει το 0 όταν το p είναι μικρό. Ωστόσο, το μόνο πρόβλημα με την εξήγηση του Simon, όπως και με άλλα στοχαστικά μοντέλα, σχολιάζει ο Krugman, είναι ότι βασίζονται στην υπόθεση του (τυχαίου), ανεξάρτητου από το μέγεθος των πόλεων, ρυθμού ανάπτυξης. Υπόθεση, βεβαίως, όχι ιδιαίτερα αξιόπιστη σε ένα περιβάλλον αυξανόμενων απολαβών. Ακολουθώντας αυτές τις ιδέες οι Adamic και Huberman [3] ανέπτυξαν ένα αναλυτικό μοντέλο στοχαστικής δυναμικής ανάπτυξης για τη χρήση του παγκόσμιου ιστού, το οποίο εμπεριέχει ένα μεγάλο εύρος ρυθμών ανάπτυξης δικτυακών κόμβων, ανεξάρτητο του μεγέθους. Το μοντέλο αναπαράγει τη συμπεριφορά του νόμου του ισχυρού που παρατηρήσανε στα πραγματικά δεδομένα τους, αλλά δεν εξηγεί τον μεγάλο αριθμό των δικτυακών κόμβων με μικρό μέγεθος.

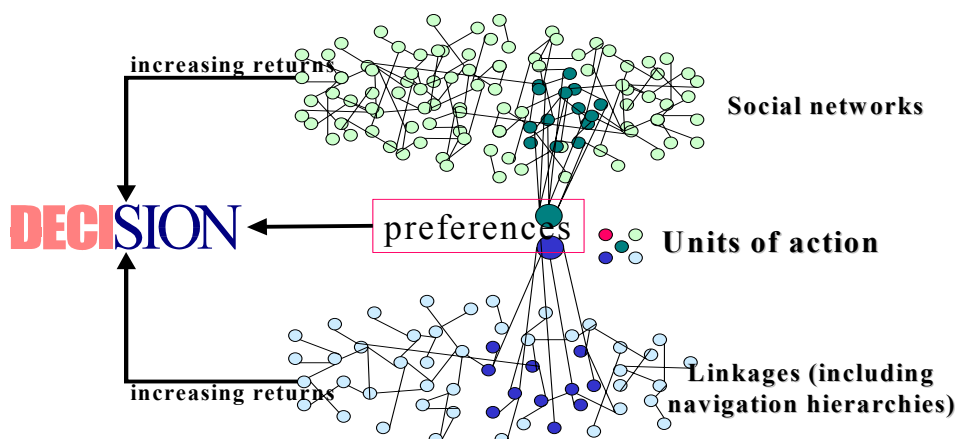
Για να εξηγήσουμε τη συσσώρευση πληθυσμού στο παγκόσμιο ιστό είμαστε διατιθέμενοι να ακολουθήσουμε μία τελείως διαφορετική προοπτική. Ακολουθώντας την πρόταση του Krugman θεωρούμε ότι χρειαζόμαστε ένα μοντέλο το οποίο εμπεριέχει τυχαίους συνδέσμους στο χώρο. *“Η τυχειότητα, επισημάνει ο Krugman, στο νόμο του ισχυρού μπορεί να εμπλέκει τυχαίους δεσμούς στο χώρο. Για παράδειγμα, υποθέστε πόλεις-λιμάνια που εξυπηρετούν το εσωτερικό χωρών μέσω ενός μεταφορικού δικτύου με τυχαίους δεσμούς μεταξύ μεταφορικών κόμβων, με την κατεύθυνση των προνομιούχων συνδέσμων να εκφράζει περιστατικά είτε της ιστορίας είτε της γεωγραφίας. Εναλλακτικά, θα μπορούσαμε να υποθέσουμε ότι οι σύνδεσμοι βρίσκονται σε έναν αφηρημένο χώρο των βιομηχανικών δεσμών... Ένα μοντέλο διήθησης (percolation model) θα μπορούσε να προβάλει μία λύση με τα προβλήματα του μοντέλου του Simon. Ωστόσο, όλα αυτά είναι εντελώς θεωρητικά”* [38].

2.4 Μεταφορικά δίκτυα στον παγκόσμιο ιστό.

Ο Krugman βλέπει την γεωγραφική συγκέντρωση ως το αποτέλεσμα μίας διαδικασίας που εμπλέκει τυχαία μεταφορικά δίκτυα. Είναι λογικό να υποθέσουμε μία παρόμοια διαδικασία στον παγκόσμιο ιστό; Αναμφισβήτητα, δίκτυα που συνδέουν διάφορα στοιχεία του παγκόσμιου ιστού είναι ιδιαίτερα εμφανή στο οικοσύστημα του: οι σελίδες αλληλοσυνδέονται μέσω συνδέσμων σχηματίζοντας το γράφο του παγκόσμιου ιστού (Web graph) και οι χρήστες συνδέονται μεταξύ τους σχηματίζοντας ένα μεγάλο κοινωνικό δίκτυο (users' social network). Είναι εύκολο να καταλάβουμε ότι αυτές οι δύο δομές δικτύου μεταφέρουν πληροφοριακές αναδράσεις: *δεσμούς & δια-στόματος μεταδόσεις*. Οι *δεσμοί* (links) μεταφέρουν τους χρήστες του παγκόσμιου ιστού από τον ένα κόμβο στον άλλο και οι *δια-στόματος μεταδόσεις* διαχέουν πληροφορία πάνω από το κοινωνικό δίκτυο που συνδέει τους χρήστες του παγκόσμιου ιστού.

Ως αποτέλεσμα, η διαδικασία της απόφασης για την επίσκεψη δικτυακών κόμβων είναι «εμπειρομένη» σε δίκτυα αλληλεπίδρασης. Στην πραγματικότητα, οι αλληλεπιδράσεις στον ιδεατό χώρο ευρίσκονται σε πληροφοριακές ροές, ή διαφορετικά, επειδή η πληροφορία διαχέεται πολύ εύκολα πάνω από τον παγκόσμιο ιστό, αυτοί που παίρνουν αποφάσεις

μαθαίνουν πολλά από την εμπειρία άλλων και μέσα από τις σχέσεις που αναπτύσσουν. Η Εικόνα 2.2 παρουσιάζει γραφικά αυτή την προσέγγιση.



Εικόνα 2.2 Γραφική αναπαράσταση της προσέγγισης μας.

Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζουμε τα βασικά χαρακτηριστικά αυτών των δύο δομών δικτύου τα οποία μεσιτεύουν τις πληροφοριακές ροές στον παγκόσμιο ιστό.

2.4.1 Υποκείμενο δίκτυο των δικτυακών κόμβων.

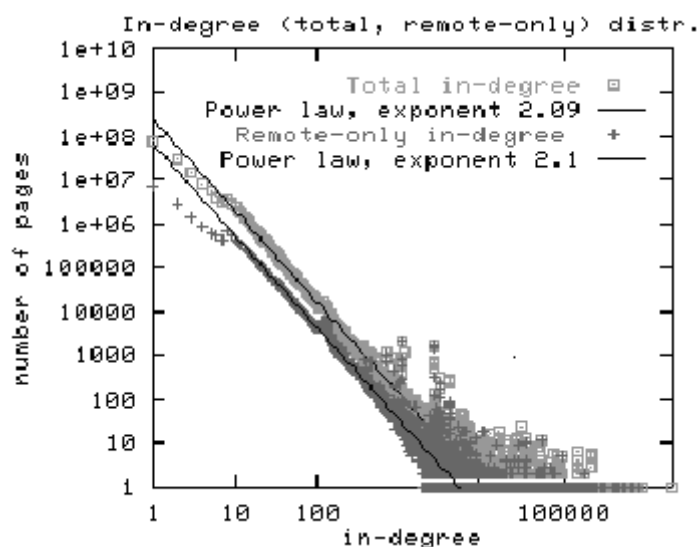
Οι σελίδες και οι σύνδεσμοι του παγκόσμιου ιστού μπορούν να ειπωθούν ως ένα μεγάλο πολύπλοκο δίκτυο δημιουργηθέν από τις αποκεντροποιημένες ενέργειες εκατομμυρίων χρηστών. Η μελέτη αυτού του γράφου παρουσιάζει εξαιρετικό ενδιαφέρον για πολλούς επιστήμονες όπως επιστήμονες υπολογιστών, κοινωνιολόγους και μαθηματικούς. Αναπτύσσεται εκθετικά με το χρόνο και τη παρούσα χρονική στιγμή περιέχει εκατοντάδες εκατομμύρια κόμβους και δισεκατομμύρια συνδέσμων. Ωστόσο, το τεράστιο μέγεθός του και η συνεχής αλλαγή σελίδων και συνδέσμων αποφέρει την ανάλυση τού ένα ενδιαφέρον και δύσκολο έργο.

Πρόσφατη έρευνα έδειξε ότι η τοπολογική δομή του υποκείμενου γράφου του παγκόσμιου ιστού εμφανίζει ένα αριθμό από ενδιαφέρουσες κανονικότητες [28]. Πιο συγκεκριμένα, τόσο ο αριθμός των συνδέσμων που δείχνουν προς και ξεκινούν από μια σελίδα κατανέμονται σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού, ενώ σε τοπικό επίπεδο η δομή είναι πιο περίπλοκη και σχετικά μη ομοιογενής [28, 48].

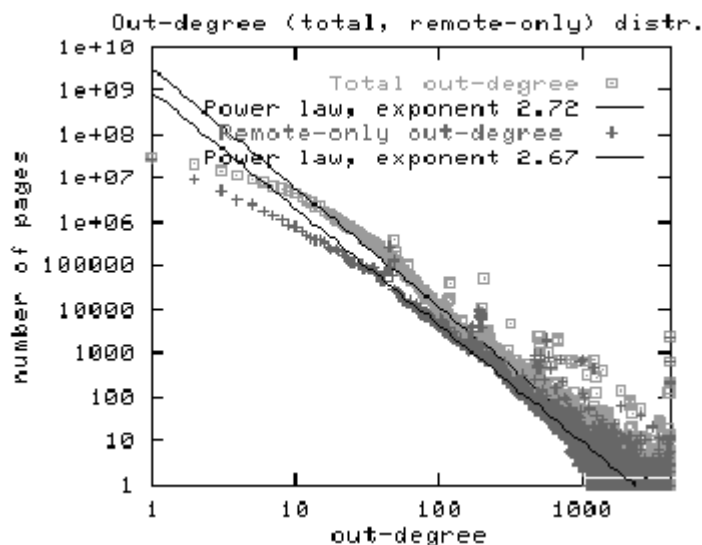
Η πιο εκτενής μελέτη που έχει πραγματοποιηθεί μέχρι σήμερα είναι από τους Broder κ. α. [28], οι οποίοι εξετάσανε δύο σύνολα δεδομένων που παρείχε η Alta Vista, το καθένα με περισσότερες από 200 εκατομμύρια σελίδες και 1,5 δισεκατομμύρια συνδέσμους. Ανακαλύψανε ότι η μακροσκοπική δομή του παγκόσμιου ιστού παρουσιάζει μια ενδιαφέρουσα εικόνα. Συγκεκριμένα, ο παγκόσμιος ιστός περιέχει ένα μεγάλο ισχυρά συνδεδεμένο πυρήνα στον οποίο από κάθε σελίδα μπορούμε να φτάσουμε κάθε άλλη ακολουθώντας ένα μονοπάτι από συνδέσμους. Οι εναπομείναντες σελίδες μπορούν να

διαχωριστούν σε τρία διαφορετικά σύνολα που χαρακτηρίζονται από τη σχέση τους με τον πυρήνα. Κόμβους από τους οποίους μπορούμε να φτάσουμε τον πυρήνα αλλά δεν μπορούμε να φτάσουμε τους κόμβους από την αντίθετη κατεύθυνση, κόμβους τους οποίους μπορούμε να φτάσουμε από τον πυρήνα αλλά δεν μπορούμε να ακολουθήσουμε την αντίθετη κατεύθυνση, και κόμβους τους οποίους δεν μπορούμε να φτάσουμε από τον πυρήνα ούτε μπορούμε από αυτούς να φτάσουμε τον πυρήνα. Στο γενικό επίπεδο, βρήκαν ότι η κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων (in- and out-links) ανά σελίδα ακολουθούν το νόμο του ισχυρού με εκθέτες 2.1 και 2.72 αντίστοιχα, Εικόνες 2.3 και 2.4.

Οι Adamic και Huberman βρήκαν ότι ο νόμος του ισχυρού ισχύει και στην κατανομή των συνδέσμων ανά των δικτυακών κόμβων [1, 4]. Αντιθέτως, όπως αποκάλυψαν οι Kleinberg και Lawrence, η δομή σε τοπικό επίπεδο εμφανίζεται να είναι πιο περίπλοκη [48]. Σελίδες και κόμβοι στον ίδιο τομέα, έχουν την τάση να συνδέονται μεταξύ τους, σχηματίζοντας μικρούς υπο-γράφους με υψηλή συχνότητα συνδέσμων. Επιπλέον, οι Kumar κ.α. ανακάλυψαν την ύπαρξη ενός μεγάλου αριθμού διμερών κλίκες (bipartite cliques) στο γράφο του παγκόσμιου



Εικόνα 2.3 Κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων ανά σελίδα. Πηγή [28].



Εικόνα 2.4 Κατανομή του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων ανά σελίδα. Πηγή [28]

ιστού [57]. Μια διμερής κλίκα C_{ij} είναι ένας γράφος με $i + j$ κόμβους στον οποίο κάθε ένας από τους i κόμβους έχει μία ακμή κατευθυνόμενη σε κάθε ένα από τους j κόμβους. Επόμενος, ο γράφος του παγκόσμιου ιστού εμφανίζεται τοπικά δομημένος.

2.4.2 Δια-στόματος μετάδοσης δίκτυο.

Το μεγαλύτερο μέρος της συμπεριφοράς των χρηστών του παγκόσμιου ιστού περιλαμβάνει αλληλεπιδράσεις με άλλους χρήστες είτε κουβεντιάζοντας, είτε ζητώντας πληροφορία από φίλους, είτε δημιουργώντας δεσμούς μεταξύ προσωπικών ιστοσελίδων. Για να δώσουμε ένα παράδειγμα, η κουβέντα (chat) και το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο απαρτίζουν, σύμφωνα με εκτιμήσεις της Morgan Stanley, το 40% του χρόνου που καταναλώθηκε online στους δικτυακούς κόμβους που ανήκουν στην AOL κατά την διάρκεια του πρώτου τετραμήνου του 1998. Με την εισαγωγή του Instant Messaging η επικοινωνία έχει γίνει μία ακόμα περισσότερο δημοφιλής εφαρμογή η οποία τώρα αναλογεί στο 70% του χρόνου όλων των χρηστών της AOL [25]. Πιο ενδιαφέρον, σύμφωνα με την τελευταία αναφορά από την Pew Internet & American Life Project (www.pewinternet.org), το 84% των Αμερικάνων χρηστών έχει συνδεθεί με κάποιο είδος online ομάδας το 2001. Στην αναφορά σημειώνεται ακόμα ότι 60% από αυτούς έχει στείλει ή λάβει ηλεκτρονικά μηνύματα με την ομάδα ή με τα μέλη της. Όλες αυτές οι δομές κάνουν δυνατή τη “συλλογική” γνώση για δικτυακούς κόμβους μέσω δια-στόματος μετάδοσης μηχανισμών, και επιπλέον επηρεάζουν τις προτιμήσεις των χρηστών. Με αυτό το νόημα, δημιουργούνται αναδράσεις που μπορούν να προκαλέσουν αναδυόμενες φόρμες να γίνουν αυτό-ενδυναμωτικές.

Περιοδικές φόρμες αυτών των κοινωνικών και οικονομικών αλληλεπιδράσεων προσδένουν τους χρήστες σε δίκτυα με τοπικούς και απομακρυσμένους συνδέσμους (συνδέσμους με γείτονες και συνδέσμους με χρήστες που βρίσκονται μακριά) [79]. Είναι φυσιολογικό να υποθέσουμε ότι, όπως και σε πολλά άλλα κοινωνικά δίκτυα, [77, 67, 75, 17], τα κοινωνικά δίκτυα που τάχιστα δημιουργούνται στο παγκόσμιο ιστό πρέπει να έχουν μικρό μέσο μήκος μονοπατιών (path length) μεταξύ των κόμβων, και να επιδεικνύουν μεγάλο βαθμό ομαδοποίησης (clustering)

2.5 Θεωρητικοποίηση δικτύων.

Τα πολύπλοκα συστήματα (complex systems) διαμορφώνονται από την συσσώρευση πολλών βασικών στοιχείων. Ο γράφος του παγκόσμιου ιστού είναι ένα τεράστιο δίκτυο ιστοσελίδων συνδεδεμένων από δεσμούς, τα κύτταρα μπορούν να περιγραφούν ως ένα πολύπλοκο σύστημα χημικών που συνδέονται από χημικές αντιδράσεις, οι άνθρωποι συνδέονται μεταξύ με φίλιες σχηματίζοντας κοινωνικά δίκτυα. Το αυξημένο ενδιαφέρον για τις ιδιότητες αυτών των συστημάτων και η δημοσίευση τοπολογικών δεδομένων για μεγάλα δίκτυα στο παγκόσμιο ιστό, είχαν ως αποτέλεσμα εκτεταμένη έρευνα με στόχο την κατανόηση των αρχών της δομής και δημιουργίας των δικτύων (δείτε το [6] για μία ανασκόπηση). Τα βασικά αντικείμενα συζήτησης αφορούν: i) τη δομή των δικτύων (πως τα μεγάλα δίκτυα οργανώνονται στο χώρο και στο χρόνο;) και, ii) τη συμπεριφορά του δικτύου (πως ένα τεράστιο δίκτυο δυναμικών συστημάτων – είτε είναι δικτυακοί κόμβοι, είτε χημικά, είτε πρόσωπα, συμπεριφέρεται συλλογικά δεδομένου των ιδιαίτερων δυναμικών τους

ιδιοτήτων και της συνδεσμολογίας που τα ενώνει [71];). Με άλλα λόγια, για να εξερευνήσουμε την ανάπτυξη και την εξέλιξη μεγάλων δικτύων πρέπει να υιοθετήσουμε μία μεθοδολογία δύο βημάτων. Πρώτον, να ανιχνεύσουμε τις τοπολογικές ιδιότητες αυτών των δικτύων. Δεύτερον, να εξηγήσουμε πως αυτές οι ιδιότητες επηρεάζουν τη συνολική συμπεριφορά και, επομένως, την συμπεριφορά συγκεκριμένων περιοχών μεγάλων δικτύων. Ωστόσο, αν κάποιος κοιτάξει την βιβλιογραφία στο πεδίο των πολύπλοκων συστημάτων, είναι ευδιάκριτο ότι η περισσότερη δουλειά έχει γίνει προς την ανίχνευση των τοπολογικών ιδιοτήτων των πολύπλοκων δικτύων και την ανάπτυξη θεωρητικών μοντέλων που ενσωματώνουν τα βασικά χαρακτηριστικά αυτών των ιδιοτήτων. Είναι φανερό ότι το θέμα της συλλογικής συμπεριφοράς ενός μεγάλου δικτύου ως συνάρτηση της τοπολογίας του έχει πολύ λιγότερο μελετηθεί.

Η περαιτέρω έρευνα στις γενικές αρχές που διέπουν τη τοπολογική δομή και ανάπτυξη των μεγάλων δικτύων, έχει πρώτα αναγνωρίσει δύο ιδιότητες παρούσες σε πολλά δίκτυα του πραγματικού κόσμου.

- i). την κατανομή ανάλογα με το νόμο του ισχυρού του αριθμού των ακμών ανά κόμβο – Ιδιότητα 1
- ii). την ύπαρξη μικρών μονοπατιών μεταξύ δύο οποιονδήποτε τυχαία επιλεγμένων κόμβων. – Ιδιότητα 2

Ο σχηματισμός δικτύων με ακμές καταναμημένες επί των κόμβων σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού (Ιδιότητα 1) συνεπάγεται την απουσία μίας τυπικής κλίμακας (η μέση τιμή του αριθμού των ακμών ανά κόμβο δεν περιέχει καμία πληροφορία για τη συνδεσιμότητα ενός συγκεκριμένου κόμβου). Λόγω της απουσίας τυπικής κλίμακας, αυτή η κλάση δικτύων ονομάστηκε *απούσης-κλίμακας* (scale-free).

Η ύπαρξη μικρών μονοπατιών μεταξύ δύο οποιονδήποτε τυχαία επιλεγμένων κόμβων (Ιδιότητα 2) εξηγεί μία συνήθης παρατήρηση, ότι στα περισσότερα δίκτυα, πρέπει να ακολουθήσουμε ένα μικρό αριθμό ακμών για να μετακινηθούμε από ένα κόμβο σε έναν άλλο. Δίκτυα που παρουσιάζουν αυτή την ιδιότητα χαρακτηρίζονται ως δίκτυα *μικρών-κόσμων* (small-worlds).

Τα δίκτυα απούσης-κλίμακας και μικρών-κόσμων έχουν μία ιδιαίτερη σημασία στην παρούσα εργασία. Τα δίκτυα απούσης κλίμακας ενσωματώνουν σημαντικά χαρακτηριστικά του παγκόσμιου ιστού, αφού η κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων προς και από μία σελίδα / κόμβο ακολουθούν το νόμο του ισχυρού (υποκεφάλαιο 2.4.1). Από την άλλη πλευρά, τα δίκτυα μικρών κόσμων έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την μελέτη και μοντελοποίηση της δομής διαφόρων μορφών κοινωνικών δικτύων [77, 65, 49, 17] και εδώ, υποθέτουμε ότι οι χρήστες του παγκόσμιου ιστού, αλληλεπιδρώντας μέσω δικτύων με τοπικούς και απομακρυσμένους συνδέσμους (υποκεφάλαιο 2.4.2), σχηματίζουν ένα κοινωνικό δίκτυο το οποίο μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα δίκτυο μικρού-κόσμου. Ως αποτέλεσμα, αυτές οι δύο δομές δικτύου, απούσης-κλίμακας και μικρών-κόσμων, χρησιμοποιούνται στη παρούσα εργασία για να περιγράψουν αντίστοιχα τις δύο δομές δικτύου οι οποίες υποθέτουμε ότι μεσολαβούν στις πληροφοριακές ροές στον παγκόσμιο ιστό. Για την καλύτερη κατανόηση των χαρακτηριστικών αυτών των δύο δομών δικτύου, ανακεφαλαιώνουμε στην συνέχεια πρόσφατες μελέτες στα απούσης-κλίμακας και μικρών-κόσμων δίκτυα.

2.5.1 Δίκτυα απούσης-κλίμακας

Πρόσφατη έρευνα έδειξε ότι ο αριθμός των εισερχόμενων και εξερχόμενων ακμών πολλών δικτύων κατανέμεται σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού. Μεταξύ αυτών η υποδομή του παγκόσμιου ιστού [36], μεγάλα μεταβολικά δίκτυα [43], και το δίκτυο των ανθρώπινων σεξουαλικών σχέσεων [60], για να αναφέρουμε μόνο μερικά από τα πιο καταφανή. Η ύπαρξη αυτής της κατανομής υποδηλώνει ότι το δίκτυο κυριαρχείται από λίγους κόμβους με μεγάλη συνδεσιμότητα ενώ οι περισσότεροι κόμβοι έχουν μία ή δύο ακμές.

Η σύμφωνη με το νόμο του ισχυρού κατανομή του βαθμού των κόμβων των δικτύων απούσης κλίμακας διαφέρει σημαντικά από αυτή των τυχαίων γράφων, η οποία περιγράφεται από την κατανομή Poisson. Σε ένα τυχαίο γράφο η κατανομή του βαθμού των κόμβων είναι μία καμπύλη με μορφή καμπάνας η οποία έχει το κέντρο της στη μέση τιμή της κατανομής. Αντίθετα, σε ένα δίκτυο απούσης κλίμακας η κατανομή έχει τη μορφή ενός L, υποδηλώνοντας ότι η μέση συνδεσιμότητα του δικτύου δεν είναι τυπική και, ότι η πιθανότητα ισχυρά συνδεδεμένων κόμβων δεν είναι αμελητέα. Τι μπορεί να προξενεί αυτή τη συσσώρευση ακμών σε ένα μικρό αριθμό κόμβων; Ή με άλλα λόγια, ποιος είναι η μηχανισμός για την εμφάνιση των δικτύων απούσης κλίμακας;

Οι Barabasi και Albert, οι οποίοι προτείνανε ότι η συνδεσμολογία σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού είναι το αποτέλεσμα δύο γενικών μηχανισμών κοινών σε πολλά παρατηρούμενα δίκτυα, έθεσαν τις βάσεις για την κατανόηση της εμφάνισης του νόμου του ισχυρού [22]. Πρώτον, παρατηρήσανε ότι τα περισσότερα δίκτυα αναπτύσσονται συνεχώς με την προσθήκη νέων κόμβων και δεύτερον, υποστήριξαν ότι τα περισσότερα παρατηρούμενα δίκτυα επιδεικνύουν *προνομιακή προσάρτηση*, (preferential attachment), τέτοια ώστε η πιθανότητα σύνδεσης με ένα κόμβο να εξαρτάται από τον αριθμό των ακμών που ήδη έχει ο κόμβος. Εμπνευσμένοι από αυτές τις παρατηρήσεις οι Barabasi και Albert εισήγαγαν ένα μοντέλο δικτύου (BA) το οποίο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού. Ο αλγόριθμος για το BA μοντέλο ξεκινάει με ένα μικρό αριθμό κόμβων (m_0), και σε κάθε χρονική στιγμή ένα καινούριος κόμβος προστίθεται με $m(\leq m_0)$ ακμές οι οποίες συνδέουν τον καινούριο κόμβο σε m ξεχωριστούς κόμβους που υπάρχουν ήδη στο σύστημα. Η πιθανότητα Π με την οποία ένας καινούριος κόμβος θα συνδεθεί σε ένα κόμβο i , εξαρτάται από τη συνδεσιμότητα k_i αυτού του κόμβου έτσι ώστε $\Pi(k_i) = k_i / \sum_j k_j$ [22]. Το μοντέλο μελετήθηκε με αριθμητικές προσομοιώσεις και αναλυτικά και βρέθηκε ότι αναπαράγει τον παρατηρούμενο νόμο του ισχυρού [23], με εκθέτη γ ασυμπτωτικά ίσο του 3, και ανεξάρτητο του m , της μοναδικής παραμέτρου του μοντέλου.

Αν και το BA μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού, στερείται εξηγήσεως για τους εκθέτες των κατανομών των πραγματικών δικτύων οι οποίοι κυμαίνονται μεταξύ 1 και 3 [6], και επιπλέον δεν ενσωματώνει μηχανισμούς δημιουργίας ακμών που έχουν παρατηρηθεί σε διάφορα δίκτυα. Βασισμένοι σε αυτές τις παρατηρήσεις αρκετοί συγγραφείς μελέτησαν επεκτάσεις του μοντέλου BA σκοπεύοντας να προσδιορίσουν την εξάρτηση του εκθέτη του νόμου του ισχυρού από διάφορες μικροσκοπικές διαδικασίες που παρουσιάζουν πραγματικά δίκτυα.

Οι Krapivsky, Rander και Leynraz μελετήσανε την επιρροή *μη γραμμικής* $\Pi(k)$ στη δυναμική του συστήματος, αντικαθιστώντας την πιθανότητα με την οποία ένα νέος κόμβος συνδέεται σε έναν κόμβο i με συνδεσιμότητα k_i με $\Pi(k_i) \sim k_i^\alpha$ [53]. Βρήκανε ότι ο νόμος του ισχυρού στην κατανομή των εισερχόμενων και εξερχόμενων ακμών καταστρέφεται για μη γραμμική προνομιακή προσάρτηση ($\alpha \neq 1$), και ότι η μοναδική περίπτωση στην οποία η

τοπολογία του δικτύου είναι απώσης κλίμακας είναι όταν η προνομιακή προσάρτηση είναι ασυμπτωτικά γραμμική.

Οι Dorogovtsev, Mendes και Samukhin μελέτησαν την επιρροή της *αρχικής ελκυστικότητας* (initial attractiveness) στη συνδεσιμότητα των κόμβων αντικαθιστώντας την πιθανότητα με την οποία ένα κόμβος i με συνδεσιμότητα k_i αποκτάει μία εισερχόμενη ακμή με $\Pi(k_i) \sim A + k_i$ [32], όπου A είναι η αρχική ελκυστικότητα και περιγράφει την πιθανότητα ενός απομονωμένου κόμβου να αποκτήσει μία εισερχόμενη ακμή. Στο μοντέλο BA η πιθανότητα ενός κόμβου χωρίς ακμές να αποκτήσει μία ακμή είναι 0, $\Pi(0) = 0$. Αντίθετα, απομονωμένοι κόμβοι σε πραγματικά δίκτυα έχουν θετική πιθανότητα να αποκτήσουν μία εισερχόμενη ακμή [44]. Άρα, η πιθανότητα $\Pi(k)$ έχει τη μορφή $\Pi(k) = A + k$. Οι Dorogovtsev, Mendes και Samukhin μελέτησαν ένα κατευθυνόμενο μοντέλο δικτύου στο οποίο ένα καινούριος κόμβος και m ακμές μεταξύ παλιών κόμβων προστίθενται σε κάθε χρονική στιγμή, και η πιθανότητα ότι μία καινούρια ακμή δείχνει σε ένα συγκεκριμένο παλιό κόμβο i είναι ανάλογη του αθροίσματος της αρχικής ελκυστικότητας και του αριθμού των εισερχόμενων ακμών, δηλ. $\Pi(k) \sim A + k_{in}$ [32]. Αναλυτικός υπολογισμός της κατανομής των εισερχόμενων ακμών ανά των κόμβων έδειξε ότι ακολουθεί το νόμο του ισχυρού με εκθέτη $\gamma = 2 + A/m$. Επομένως, η αρχική ελκυστικότητα δεν καταστρέφει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των εισερχόμενων ακμών, επηρεάζει μόνο τον εκθέτη.

Οι Bianconi και Barabasi μελέτησαν την επιρροή της *επιδεξιότητας* (fitness) των κόμβων να ανταγωνίζονται για εισερχόμενες ακμές [26]. Στα περισσότερα παρατηρούμενα δίκτυα μερικοί κόμβοι αποκτούν εισερχόμενες ακμές με ρυθμό σημαντικά υψηλότερο από άλλους κόμβους. Αυτές οι διαφορές μπορούν να συσχετιστούν με κάποια εγγενή ποιότητα των κόμβων ή με ένα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα στη διαδικασία απόκτησης εισερχόμενων ακμών. Το μοντέλο BA υποθέτει ότι όλοι οι κόμβοι αυξάνουν την συνδεσιμότητά τους με τον ίδιο ρυθμό και επομένως οι μεγαλύτεροι σε ηλικία κόμβοι έχουν τον μεγαλύτερο αριθμό από ακμές. Ωστόσο, στα περισσότερα πραγματικά δίκτυα όπως και στο παγκόσμιο ιστό [1], η συνδεσιμότητα των κόμβων και ο ρυθμός αύξησης δεν εξαρτώνται μόνο από την ηλικία. Για παράδειγμα, ένας δικτυακός κόμβος μπορεί να αποκτήσει εισερχόμενους συνδέσμους μέσω ενός συνδυασμού καλού περιεχομένου και μάρκετινγκ. Οι Bianconi και Barabasi ενσωμάτωσαν αυτό το χαρακτηριστικό στο μοντέλο BA με την εισαγωγή μίας παραμέτρου επιδεξιότητας η_i , η οποία περιγράφει την ικανότητα κάθε κόμβου να ανταγωνίζεται για εισερχόμενες ακμές [26]. Κάθε καινούριος κόμβος έχει μία παράμετρο επιδεξιότητας επιλεγμένη από μία κατανομή $p(\eta)$, και συνδέεται με m ακμές σε κόμβους ήδη υπάρχων στο δίκτυο με πιθανότητα ανάλογη του βαθμού επιδεξιότητας. Η πιθανότητα ενός καινούριου κόμβου να συνδεθεί στον κόμβο i είναι:

$$\Pi_i = \frac{\eta_i k_i}{\sum_j \eta_j k_j}$$

Το μοντέλο απιλύθηκε αναλυτικά και βρέθηκε ότι η κατανομή των εισερχόμενων ακμών ακολουθεί ένα γενικευμένο νόμο του ισχυρού με μία αντίστροφη λογαριθμική διόρθωση. Ο εκθέτης του νόμου του ισχυρού εξαρτάται από την κατανομή $p(\eta)$. Για παράδειγμα, για ομοιόμορφη κατανομή επιδεξιότητας η κατανομή των εισερχόμενων ακμών είναι $P(k) \sim k^{2.255}/\log(k)$. Οι Ergun και Rodgers [35], βρήκαν παρόμοια αποτελέσματα μελετώντας ένα κατευθυνόμενο μοντέλο δικτύου που ενσωματώνει προσθήκη νέων κόμβων και ακμών, αρχική ελκυστικότητα, και επιδεξιότητα. Βρήκαν ότι οι κατανομές των εισερχόμενων και εξερχόμενων ακμών ακολουθούν το νόμο του ισχυρού με αντίστροφες λογαριθμικές διορθώσεις.

Η παρουσία της αρχική ελκυστικότητας, και επιδεξιότητας στους εκθέτες της κατανομής του νόμου του ισχυρού εκφράζει το γεγονός ότι τα αναπτυσσόμενα δίκτυα όπως και ο γράφος του παγκόσμιου ιστού εξελίσσονται βάση του ανταγωνισμού. Ακολουθώντας αυτές τις παρατηρήσεις πρόσφατες μελέτες επιχειρούν να μοντελοποιήσουν το γράφο του παγκόσμιου ιστού χρησιμοποιώντας επεκτάσεις των μοντέλων που αναφέρθηκαν παραπάνω. Οι Krapivsky κ.α. [54] προτείνανε ένα κατευθυνόμενο μοντέλο δικτύου όπου προστίθενται καινούρια κόμβοι και ακμές μεταξύ ήδη υπάρχων κόμβων. Το μοντέλο ενσωματώνει αρχική ελκυστικότητα λ και αρχική δραστικότητα μ , η οποία περιγράφει την πιθανότητα ενός κόμβου χωρίς εξερχόμενες ακμές να δημιουργήσει μία ακμή. Άρα, η πιθανότητα με την οποία ένας κόμβος αποκτάει ένα εισερχόμενο σύνδεσμο είναι ανάλογη του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων που ήδη έχει και της αρχική ελκυστικότητας, $k_i^{in} + \lambda$. Παρόμοια, η πιθανότητα ενός κόμβου να δημιουργήσει έναν εξερχόμενο σύνδεσμο είναι ανάλογη του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων που ήδη έχει και της αρχικής δραστικότητας, $k_i^{out} + \mu$. Το μοντέλο βαθμονομήθηκε με το μέσο αριθμό ακμών ανά κόμβο που έχει παρατηρηθεί στον παγκόσμιο ιστό και βρέθηκε ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού τόσο στον αριθμό των εισερχόμενων όσο και εξερχόμενων ακμών ανά κόμβο. Στο ίδιο πνεύμα, η Tadic πρότεινε ένα μοντέλο που ενσωματώνει αναδρομολόγηση ήδη υπάρχων ακμών [72]. Το μοντέλο βαθμονομήθηκε σύμφωνα με το βαθμό των αναδρομολογημένων και προστιθέμενων ακμών σε κάθε χρονική στιγμή και βρέθηκε ότι προσομοιώνει το γράφο του παγκόσμιου ιστού τουλάχιστον ως προς τους εκθέτες των παρατηρούμενων νόμων του ισχυρού.

Ωστόσο, όπως αναφέραμε στην ενότητα 2.4.1, ο γράφος του παγκόσμιου ιστού παρουσιάζει και άλλες ενδιαφέρουσες ιδιότητες πέραν των κατανομών του νόμου του ισχυρού. Οι σελίδες του παγκόσμιου ιστού διαχωρίζονται σε τέσσερα ξεχωριστά σύνολα ανάλογα με τις σελίδες που μπορεί κάποιος να φτάσει ξεκινώντας από αυτές. Επιπλέον, ο γράφος του παγκόσμιου ιστού παρουσιάζει τοπική δομή: ένα χαρακτηριστικό που δεν αναπαράγεται από τα μοντέλα που αναφέραμε παραπάνω. Το μοντέλο BA και όλες οι επεκτάσεις του που αναφέραμε παράγουν δίκτυα στα οποία ο συντελεστής ομαδοποίησης μειώνεται με το μέγεθος του δικτύου υποδηλώνοντας την απουσία τοπικής δομής [6]. Πρόσφατες έρευνες προς αυτή την κατεύθυνση προτείνανε εναλλακτικούς μηχανισμούς δημιουργίας ακμών όπου η προνομιακή προσάρτηση δεν εισάγεται ρητά, αλλά η διαδικασία που κυβερνά την ανάπτυξη του δικτύου εμπεριέχει μία. Σε αυτά τα μοντέλα είτε ο συντελεστής ομαδοποίησης πλησιάζει ασυμπτωτικά μία τιμή [39, 50, 51], είτε ο αριθμός των κλίκων είναι σημαντικά μεγαλύτερος από αυτόν των τυχαίων γράφων και του μοντέλου BA [47, 57, 58].

Οι Kumar κ. α. και Kleinberg κ. α. προτείνανε μία οικογένεια μοντέλων αντιγραφής η οποία παράγει δίκτυα των οποίων ο αριθμός των εισερχόμενων και εξερχόμενων ακμών ανά κόμβο κατανέμονται σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού και επιπλέον, παρουσιάζουν ένα μεγάλο αριθμό από κλίκες $C_{i,j}$ [47, 57, 58]. Σε αυτά τα μοντέλα ένα νέος κόμβος εισάγεται στο δίκτυο σε κάθε χρονική στιγμή και δημιουργεί ένα σταθερό αριθμό εξερχόμενων συνδέσμων που δείχνουν στους υπόλοιπους κόμβους. Ταυτόχρονα ένας «πρωτότυπος» κόμβος επιλέγεται τυχαία μεταξύ των κόμβων που ήδη υπάρχουν στο σύστημα. Η κατανομή των εξερχόμενων ακμών του καινούριου κόμβου γίνεται με τον εξής τρόπο: με πιθανότητα p ο προορισμός της k_{η_s} ακμής επιλέγεται τυχαία, και με πιθανότητα $1-p$ επιλέγεται να είναι ο προορισμός της k_{η_s} ακμής του πρωτότυπου κόμβου. Όπως δείξανε οι Kumar κ. α. αυτός ο απλός μηχανισμός αντιγραφής αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των εισερχόμενων και εξερχόμενων ακμών και ένα μεγάλο αριθμό κλίκων.

Οι Holme και Kim επεκτείνανε το μοντέλο BA ούτως ώστε να περιλαμβάνει ένα βήμα *σηματισμού τριάδων* και βρήκανε ότι, με την προσθήκη αυτού του βήματος, ο νόμος του

ισχυρού στον αριθμό των εισερχόμενων και εξερχόμενων ακμών παραμένει ανεπηρέαστος, ενώ ο συντελεστής ομαδοποίησης προσεγγίζει μία σταθερή τιμή [39]. Το μοντέλο είναι παρόμοιο με το BA εκτός του βήματος σχηματισμού τριάδων το οποίο ορίζεται ως εξής: Αν μία ακμή μεταξύ των κόμβων u και w προστέθηκε στο προηγούμενο βήμα προνομιακής προσάρτησης, τότε προστίθεται άλλη μία ακμή από το u προς έναν τυχαία επιλεγμένο γείτονα του w . Όταν προστίθεται ένας κόμβος u με m ακμές στο ήδη υπάρχον δίκτυο, πρώτα εκτελείτε ένα βήμα προνομιακής προσάρτησης και μετά ένα βήμα σχηματισμού τριάδων με πιθανότητα P_t , ή ένα βήμα προνομιακής προσάρτησης με πιθανότητα $1 - P_t$. Ο συντελεστής ομαδοποίησης του παραγόμενου δικτύου προσεγγίζει μία σταθερή τιμή η οποία εξαρτάται από το P_t [39].

Ως συμπέρασμα: Όλα τα μοντέλα που αναφέραμε επιθυμούν να εξηγήσουν τον απύου κλίμακα χαρακτήρα που έχει παρατηρηθεί σε πολλά πραγματικά δίκτυα. Η προνομιακή προσάρτηση φαίνεται να είναι το βασικό συστατικό της δημιουργίας δικτύων απύου κλίμακας. Ωστόσο, η διαδικασία δημιουργίας συνδέσμων μπορεί να καθοδηγείται και από άλλες ιδιότητες του συστήματος, “εξωγενείς” της δομής του δικτύου. Για παράδειγμα, στο παγκόσμιο ιστό, ένας δικτυακός κόμβος μπορεί να αυξάνει τον αριθμό των συνδέσμων που δείχνουν σε αυτόν σύμφωνα με τη δημοτικότητά του. Επομένως, η κατανομή των συνδέσμων εξαρτάται και από την δημοτικότητα των δικτυακών κόμβων. Προφανώς, τέτοια χαρακτηριστικά δεν μπορούν να ενσωματωθούν σε μοντέλα που προσομοιώνουν τον παγκόσμιο ιστό στο επίπεδο της συνδεσιμότητας. Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιούμε τις παραπάνω θεωρίες για να κατασκευάσουμε μια τοπολογία απύου κλίμακας που αναπαριστά το δίκτυο που συνδέει τους δικτυακούς κόμβους (υποκείμενο δίκτυο δικτυακών κόμβων). Πέραν τούτου υποθέτουμε νέους μηχανισμούς (για παράδειγμα, οι επενδύσεις που γίνονται από τους δικτυακούς κόμβους για να εξυπηρετήσουν τους πελάτες τους) να επηρεάζουν (έμμεσα) τη δημοτικότητα ενός δικτυακού κόμβου και επομένως την κατανομή των συνδέσμων επί των δικτυακών κόμβων.

2.5.2 Δίκτυα μικρών-κόσμων

Το “φαινόμενο των μικρών κόσμων”, η αρχή ότι είμαστε όλοι συνδεδεμένοι με μικρές αλυσίδες γνωριμιών, είναι ένα βασικό πεδίο πειραματικής μελέτης στις κοινωνικές επιστήμες. Από την πρωτοποριακή εργασία του Stanley Milgram στη δεκαετία του 60, ο οποίος ήταν ο πρώτος που παρατήρησε το φαινόμενο ποσοτικά, πολλά πραγματικά δίκτυα έχουν βρεθεί να παρουσιάζουν το φαινόμενο των μικρών κόσμων [64]. Μεταξύ αυτών το δίκτυο συνεργασίας των ηθοποιών, το δίκτυο συνεργασίας των επιστημόνων και ο παγκόσμιος ιστός [76, 67, 2].

Το φαινόμενο των μικρών κόσμων παρατηρήθηκε πρώτα σε κοινωνικά δίκτυα και τυποποιεί την αντίληψη ότι οποιαδήποτε δύο πρόσωπα είναι με μεγάλη πιθανότητα «ενωμένα» μέσω μίας μικρής ακολουθίας ενδιάμεσων γνωριμιών. Σχεδόν όλοι μας έχουμε συναντήσει ένα άγνωστο και κατόπιν ανακαλύψει ότι έχουμε μία κοινή γνωριμία. “Τι μικρός που είναι ο κόσμος”, παρατηρούμε. Το φαινόμενο ποσοτικοποιήθηκε πρώτα από τον Stanley Milgram ο οποίος διεξήγαγε μία σειρά αξιοσημείωτων πειραμάτων [64]. Ο σκοπός αυτών των πειραμάτων ήταν να βρεθούν μικρές αλυσίδες γνωριμιών μεταξύ προσώπων στις Ηνωμένες Πολιτείες που γνώριζαν ο ένας τον άλλο. Στα πειράματα, δόθηκαν γράμματα σε συγκεκριμένα άτομα στη Nebraska, τα οποία έπρεπε να παραδοθούν σε συγκεκριμένα πρόσωπα στη Μασαχουσέτη. Τα γράμματα μπορούσαν να σταλούν μόνο σε πρόσωπα τα οποία ο τρέχων κάτοχος γνώριζε, σε μία προσπάθεια να μεταδοθούν όσο περισσότερα

αποτελεσματικά γίνεται. Τα αποτελέσματα υποδείξανε μέσο μήκος αλυσίδας ίσο με έξι, ένα νούμερο που από τότε αναφέρεται ως η αρχή των “έξι βαθμών διαχωρισμού” (“six degrees of separation”).

Από τα πειράματα του Milgram, πολύ θεωρητική και εμπειρική εργασία έχει πραγματοποιηθεί για να προσδιοριστεί η δομή των κοινωνικών δικτύων (δείτε το [52] για μία ανασκόπηση). Στις μέρες μας είναι ευρέως αποδεκτό ότι τα κοινωνικά δίκτυα περιγράφονται ικανοποιητικά από δομές μικρών-κόσμων. Πως όμως μπορούμε να χαρακτηρίσουμε, μοντελοποιήσουμε και να παράγουμε μία δομή μικρού-κόσμου;

Κατά την διάρκεια των τελευταίων χρόνων ένας μεγάλος αριθμός μοντέλων δικτύων έχει προταθεί ως πλαίσιο για τη μελέτη του φαινομένου. Ένα από τα πιο ελπιδοφόρα μοντέλα διατυπώθηκε πρόσφατα από τους Watts και Strogatz οι οποίοι προτείνανε ένα μοντέλο δικτύου το οποίο ενσωματώνει τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά των δομών μικρών-κόσμων [76]. Το προτεινόμενο μοντέλο, WS, βασίζεται σε μία κλάση δικτύων η οποία παρεμβάλλεται μεταξύ ισχυρά δομημένων και τυχαίων δικτύων. Μελετήσανε το παράδειγμα ενός κυκλικού πλέγματος με αναδρομολογούμενες ακμές το οποίο κατασκευάζεται με τον εξής αλγόριθμο.

Ο αλγόριθμος ξεκινά με ένα πλέγμα διάστασης ένα (1-lattice) με n κόμβους, στο οποίο κάθε κόμβος έχει ακριβώς k γείτονες ($k/2$ σε κάθε πλευρά), και στη συνέχεια αναδρομολογεί τις ακμές του πλέγματος, με πιθανότητα β . Κάθε κόμβος i επιλέγεται σε σειρά, μαζί με την ακμή που τον συνδέει με τον κοντινότερό του γείτονα ακολουθώντας δεξιόστροφη κατεύθυνση ($i, i+1$). Με πιθανότητα $1 - \beta$ η ακμή δεν μεταβάλλεται, ενώ με πιθανότητα β η ακμή ($i, i+1$) διαγράφεται και ξαναδημιουργείται έτσι ώστε ο κόμβος i να συνδέεται σε έναν άλλο κόμβο j , ο οποίος επιλέγεται ομοιόμορφα τυχαία από όλο το γράφο (αποκλείοντας αυτό-συνδέσεις και επαναλαμβανόμενες συνδέσεις). Όταν η παραπάνω διαδικασία έχει πραγματοποιηθεί για όλους τους κόμβους από μία φορά, η διαδικασία επαναλαμβάνεται για ακμές που συνδέουν κάθε κόμβο με τον επόμενο κοντινότερο γείτονα (δηλ. $i + 2$) και ούτω καθεξής.

Οι δομικές ιδιότητες του μοντέλου WS μελετήθηκαν βάση του μέσου μήκους μονοπατιού $L(\beta)$ και, του συντελεστή ομαδοποίησης $C(\beta)$. Το μέσο μήκος μονοπατιού είναι ένα ποιοτικό μέτρο της απόστασης μεταξύ δύο κόμβων στο γράφο, και ορίζεται ως τον αριθμό των ακμών στο μικρότερο μονοπάτι μεταξύ δύο κόμβων, υπολογισμένο κατά μέσο όρο μεταξύ όλων των ζευγαριών κόμβων. Ο συντελεστής ομαδοποίησης ποσοτικοποιεί την πληρότητα ακμών σε μία γειτονία και ορίζεται ως εξής. Ο συντελεστής ομαδοποίησης C_u ενός κόμβου u με k_u ακμές είναι ίσος με το λόγο του αριθμού των ακμών που υπάρχουν μεταξύ των k_u γειτόνων του u και του αριθμού των πιθανών ακμών μεταξύ των γειτόνων του u , $k_u(k_u - 1)/2$. Ο συντελεστής ομαδοποίησης C του δικτύου είναι ο μέσος όρος των C_u για όλα τα u .

Οι Watts και Strogatz βρήκανε ότι υπάρχει ένα ευρύ φάσμα τιμών του β στο οποίο το $L(\beta)$ είναι σχεδόν όσο αυτό του αντίστοιχου τυχαίου γράφου ενώ το $C(\beta)$ είναι πολύ μεγαλύτερο του συντελεστή ομαδοποίησης του τυχαίου γράφου. Το χαρακτηριστικό αυτής της κλάσης δικτύων είναι ο συνδυασμός υψηλής ομαδοποίησης και μικρού μέσου μήκους μονοπατιού.

Οι Barrat και Weicht υπολογίσανε την ακριβή μορφή της κατανομής του αριθμού των ακμών ανά κόμβο του μοντέλου WS [24]. Αφού ο αλγόριθμος για το WS μοντέλο ξεκινάει από ένα πλέγμα διάστασης ένα όπου κάθε κόμβος έχει k ακμές, όλοι οι κόμβοι έχουν την ίδια συνδεσιμότητα για $\beta = 0$. Όσο το β αυξάνεται εισάγεται αταξία στο σύστημα, διευρύνοντας την κατανομή των βαθμών των κόμβων και διατηρώντας σταθερή μέση συνδεσιμότητα k . Ωστόσο, αφού μόνο μία άκρη κάθε ακμής αναδρομολογείται, κάθε κόμβος έχει τουλάχιστον $k/2$ ακμές μετά το τέλος της διαδικασίας. Τελικά, το σχήμα της κατανομής βρέθηκε ότι είναι

αντίστοιχο αυτού ενός τυχαίου γράφου: έχει ένα μέγιστο στο $\langle k_i \rangle = k$ και μειώνεται εκθετικά για μεγάλο k . Επομένως, η τοπολογία του δικτύου είναι σχετικά ομοιογενής, με όλους τους κόμβους να έχουν περίπου τον ίδιο αριθμό ακμών.

Από την εισαγωγή του μοντέλου WS έχουν διεξαχθεί πολλές μελέτες για την επιρροή της δομής του δικτύου στη δυναμική του συστήματος. Συγκεκριμένα, οι Moore και Newman [65], μελέτησαν ένα μοντέλο της διάδοσης ασθενειών σε δομημένους πληθυσμούς, το οποίο μπορεί επίσης να ερμηνευθεί σαν ένα μοντέλο και για άλλες επιδράσεις όπως φήμες και διαδόσεις. Βρήκανε ότι η κριτική τιμή (critical point) στην οποία εμφανίζεται μία επιδημία εξαρτάται από τον αριθμό των απομακρυσμένων συνδέσεων ανά κόμβο. Ο Watts, μελέτησε ένα πιο απλουστευμένο μοντέλο διάδοσης ασθενειών και βρήκε αντίστοιχα αποτελέσματα για την σχέση δομής και δυναμικών ιδιοτήτων [77]. Ο Kleinberg μελέτησε ένα μοντέλο του τρόπου με τον οποίο ξεχωριστά πρόσωπα μπορούν να βρουν μικρά μονοπάτια σε μεγάλα κοινωνικά δίκτυα και βρήκε ότι η αποτελεσματική κατασκευή μονοπατιών μεταξύ τυχαία επιλεγμένων προσώπων είναι μία θεμελιώδεις ιδιότητα μόνο μερικών δομών μικρών-κόσμων [49].

Ως συμπέρασμα: Αναφέραμε ότι τα δίκτυα μικρών κόσμων επιδεικνύουν δύο χαρακτηριστικά, μικρό μέσο μήκος μονοπατιού και μεγάλο συντελεστή ομαδοποίησης, και περιγράψαμε σύντομα τρεις περιπτώσεις που εικονογραφούν την επιρροή της δομής των δικτύων στις δυναμικές ιδιότητες συστημάτων που “ζουν” σε δίκτυα μικρών-κόσμων. Επιπλέον, παρουσιάσαμε στοιχεία ότι οι δομές μικρών κόσμων περιγράφουν επακριβώς τα κοινωνικά δίκτυα και περιγράψαμε λεπτομερώς το μοντέλο WS. Στην παρούσα εργασία, το μοντέλο WS, θα χρησιμοποιηθεί για να αναπαραστήσει το δίκτυο που συνδέει τους χρήστες του παγκόσμιου ιστού μέσω του οποίου η δια-στόματος μετάδοση πληροφορία διαχέεται ανάμεσα στον πληθυσμό.

2.6 Τεχνική μοντελοποίησης: Μοντέλα πρακτόρων

Ο κύριος αντικειμενικός στόχος αυτής της εργασίας είναι να αναπτυχθεί ένα μοντέλο ικανό να δια φωτίσει το φαινόμενο της συσσώρευσης πληθυσμού στον παγκόσμιο ιστό. Μιλώντας τεχνικά, το μοντέλο πρέπει να αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των χρηστών του παγκοσμίου ιστού ανά των δικτυακών κόμβων μέσω της συμπεριφοράς ατομικών πρακτόρων, χρηστών και κόμβων του παγκοσμίου ιστού. Με άλλα λόγια το μοντέλο πρέπει να εξηγήει πως αναδύεται η πολύπλοκη τακτική μακρό-συμπεριφορά από τις μικρό-αποφάσεις των ξεχωριστών πρακτόρων οι οποίοι είναι ενσωματωμένοι σε δομές δικτύων με τυχαίους συνδέσμους στο χώρο που μεταφέρουν πληροφοριακές αυξανόμενες απολαβές.

Ωστόσο, η πολυπλοκότητα των διαδικασιών που κυβερνούν τον παγκόσμιο ιστό κάνει την αναλυτική μελέτη ενός τέτοιου μοντέλου αδύνατη. Ακόμη και αν προσπαθήσουμε να ορίσουμε ένα μαθηματικό μοντέλο γραμμένο με εξισώσεις, ένα επίπονο έργο από μόνο του, θα έρθουμε αντιμέτωποι με μαθηματικές σχέσεις και εξισώσεις οι οποίες δεν μπορούν να επιλυθούν με μαθηματικά εργαλεία για δύο λόγους: Πρώτον, η συμπεριφορά των χρηστών και κόμβων του παγκοσμίου ιστού είναι αρκετά περίπλοκη και επομένως ένα μαθηματικό μοντέλο θα πρέπει να χρησιμοποιήσει πολύπλοκες συναρτήσεις για να τις αναπαραστήσει. Όμως, οι πολύπλοκες συναρτήσεις καταλήγουν σε μη επιλύσιμες εξισώσεις. Δεύτερον, η προσέγγισή μας βασίζεται σε δίκτυα, και η μαθηματική ανάλυση των δικτύων είναι δύσκολη

έως αδύνατη εκτός εξαιρετικά απλοποιημένων περιπτώσεων. Ως αποτέλεσμα ένα υπολογιστικό μοντέλο πρακτόρων φαίνεται να είναι ο μοναδικός δυνατός τρόπος να μελετήσουμε αυτό το πολύπλοκο φαινόμενο.

Στα υπολογιστικά μοντέλα πρακτόρων, «ατομικοί» πράκτορες (individual agents) αναπαριστώνται ρητά με τον ορισμό κανόνων συμπεριφοράς. Οι πράκτορες αλληλεπιδρούν μεταξύ τους και η μακροσκοπική δομή αναδύεται από αυτές τις αλληλεπιδράσεις. Όπως επισημαίνει ο Axtell [16], τα μοντέλα πρακτόρων είναι “ζωντανά” μοντέλα, στα οποία μερικές οντότητες αναπτύσσονται και ευδοκούν οικονομικά ενώ άλλες όχι, “αυτά τα μοντέλα μπορούν να λειτουργήσουν σαν εργαστήρια στα οποία διεξάγονται συστηματικά πειράματα, σχεδιασμένα για να ελέγξουν μία θεωρία” [16].

Ο Axtell διακρίνει τρεις ξεχωριστές χρήσεις των πρακτορικών τεχνικών μοντελοποίησης [18]. Η πρώτη χρήση εμφανίζεται όταν ένα μαθηματικό μοντέλο που περιγράφει μια διαδικασία μπορεί να λυθεί αναλυτικά. Σε αυτή την περίπτωση ένα μοντέλο πρακτόρων μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν ένα εργαλείο για την παρουσίαση αποτελεσμάτων. Η δεύτερη χρήση εμφανίζεται όταν ένα μαθηματικό μοντέλο μπορεί να οριστεί αλλά όχι να επιλυθεί. Σε αυτή την περίπτωση το μοντέλο πρακτόρων μπορεί να σχηματοποιήσει τη δομή της λύσης και να φωτίσει τις δυναμικές ιδιότητες του συστήματος. Τελικά, υπάρχουν σημαντικές κλάσεις προβλημάτων όπου η καταγραφή εξισώσεων δεν είναι χρήσιμη. Σε αυτές τις περιπτώσεις η προσφυγή στα υπολογιστικά μοντέλα πρακτόρων ίσως είναι ο μοναδικός διαθέσιμος τρόπος για να μελετήσουμε τέτοιες διαδικασίες. Προφανώς, η διαδικασία που κυβερνάει τη σχηματοποίηση και εξέλιξη του παγκόσμιου ιστού ανήκει στην κλάση των προβλημάτων που μπορούν να μελετηθούν μόνο μέσω πρακτορικών τεχνικών μοντελοποίησης.

Ανάλογα με τη φύση του προβλήματος που μελετάμε, μπορούμε να διαχωρίσουμε δύο κλάσεις πρακτόρων σύμφωνα με το βαθμό πολυπλοκότητας της συμπεριφοράς τους. Στη πρώτη κλάση οι πράκτορες έχουν σχετικά σύνθετη συμπεριφορά και επομένως το πολυπρακτορικό σύστημα αποτελείται από ένα σχετικά μικρό αριθμό πρακτόρων. Αυτός ο τύπος πρακτόρων μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην μοντελοποίηση «πλουσιών» γνωστικών εσωτερικών καταστάσεων και εξεζητημένων περιβαλλόντων (για παράδειγμα δείτε [13, 46, 74]). Οι πράκτορες της δεύτερης κλάσης έχουν ετερογενής καταστάσεις αλλά ένα κοινό σύνολο κανόνων. Τα κίνητρα για την χρησιμοποίηση απλών πρακτόρων είναι γνωστικά και λειτουργικά. Ο Axtell επισημαίνει ότι “η προσοχή των οικονομολόγων και των κοινωνικών επιστημών σε απλά μοντέλα συμπεριφοράς είναι ένα σύμπτωμα της έλλειψης ενός γενικού μοντέλου της γνώσης” [18]. Επιπλέον ο Axtell παρατηρεί ότι συστήματα με μεγάλους αριθμούς πρακτόρων είναι ικανά να αναπαράγουν πολύπλοκες συναθροιστικές συμπεριφορές. Πέραν τούτου, στην παρούσα μελέτη υπάρχει άλλος ένας λόγος που δικαιολογεί την επιλογή απλών πρακτόρων. Το οικοσύστημα του παγκόσμιου ιστού αποτελείται από εκατομμύρια χρήστες και κόμβους, και επομένως, ένα μοντέλο πρακτόρων που έχει σαν σκοπό να ρίξει κάποιο φως στη διαδικασία εξέλιξης του πρέπει να επιτρέπει μεγάλου μεγέθους πειραματισμούς με τουλάχιστον δεκάδες χιλιάδες πράκτορες.

Οι τεχνικές μοντελοποίησης πρακτόρων παρουσιάζουν μία σειρά πλεονεκτημάτων σε σχέση με την παραδοσιακή μαθηματική μοντελοποίηση. Σύμφωνα με τον Axtell, τέσσερα είναι ιδιαίτερης σημασίας [18].

- Πρώτον, στα υπολογιστικά μοντέλα πρακτόρων είναι πολύ εύκολο να περιοριστεί ο ορθολογισμός (rationality) των πρακτόρων. Αν και οι ορθολογικοί πράκτορες είναι ένας ιδεατός τύπος, η πραγματικότητα δεν είναι

ιδεατή. Ο Arthur υποστηρίζει ότι υπάρχουν δύο λόγοι για να εξασθενίσει η απόλυτη ορθολογικότητα (perfect rationality) [10]. Ο πασιφανής είναι ότι η ορθολογικότητά μας περιορίζεται πέραν μίας συγκεκριμένης περιπλοκής. Ο δεύτερος είναι ότι όταν οι πράκτορες αλληλεπιδρούν μεταξύ τους είναι εξαναγκασμένοι να μαντέψουν την συμπεριφορά των άλλων πρακτόρων, “... δεν μπορούν να βασιστούν στους πράκτορες που αλληλεπιδρούν, ότι συμπεριφέρονται κάτω από απόλυτο ορθολογισμό και άρα είναι αναγκασμένοι να μαντέψουν την συμπεριφορά τους. Αυτό, τους προσγειώνει σε έναν κόσμο υποκειμενικών δοξασιών και υποκειμενικών δοξασιών για υποκειμενικές δοξασίες ” [10]. Τελικά, οι προβλέψεις που κάνουν ορισμένοι οικονομικοί πράκτορες εξαρτώνται από τις προβλέψεις που πιστεύουν ότι οι άλλοι πράκτορες έχουν κάνει.

- Το δεύτερο πλεονέκτημα των πρακτορικών τεχνικών μοντελοποίησης αφορά την κατάσταση συμπεριφοράς των πρακτόρων. Στα μοντέλα πρακτόρων είναι τετριμμένο το να γίνουν οι πράκτορες ετερογενείς. Απλά πρέπει να δημιουργηθεί ένας πληθυσμός πρακτόρων που να έχουν μία κατανομή αρχικών καταστάσεων.
- Τρίτων, αφού τα μοντέλα πρακτόρων «επιλύονται» μερικά με εκτέλεση προγραμμάτων, μπορούμε να ερευνήσουμε ολόκληρη την δυναμική ιστορία της διαδικασίας που μελετάμε. Δηλαδή μπορούμε, σε σύγκριση με άλλες μεθόδους, να μελετήσουμε πολύ ευκολότερα τις δυναμικές ιδιότητες του συστήματος.
- Τέταρτον, στα μοντέλα πρακτόρων είναι πολύ εύκολο να συνδέσουμε τους πράκτορες σε πολύπλοκες αλληλεπιδραστικές δικτυακές δομές και να παρατηρήσουμε την επίδραση της τοπολογίας στο αποτέλεσμα του μοντέλου. Επιπλέον, είναι εύκολο να συσχετισθούν οι εσωτερικές καταστάσεις των πρακτόρων και η δικτυακή δομή. Στα περισσότερα συστήματα που παρατηρούμε, συμπεριλαμβανομένου και του παγκόσμιου ιστού, η δομή του δικτύου εξαρτάται από τις δυναμικές ιδιότητες των οντοτήτων που τα αποτελούν. Δηλαδή, οι ακμές μεταξύ αυτών των οντοτήτων δημιουργούνται από τις οντότητες τις ίδιες, σύμφωνα με την κατάσταση και συμπεριφορά τους. Αυτή είναι μία διαδικασία που μπορεί εύκολα να ενσωματωθεί σε ένα υπολογιστικό μοντέλο πρακτόρων.

Παρά τα παραπάνω πλεονεκτήματα η μεθοδολογία των υπολογιστικών πρακτορικών μοντέλων έχει δύο σημαντικά μειονεκτήματα.

- Πρώτων, από μία απλή εκτέλεση του μοντέλου δεν μπορούμε να εξάγουμε συμπεράσματα για την συμπεριφορά του. Οι Newell και Simon παρατηρήσανε ότι από μία μοναδική εκτέλεση ενός πρακτορικού μοντέλου προκύπτει ένα θεώρημα επάρκειας [66]. Ωστόσο, παρά το θεώρημα επάρκειας, μία μοναδική εκτέλεση δεν παρέχει καμία πληροφορία για την σταθερότητα αυτών των θεωρημάτων. Ο Axtell σημειώνει “... ότι ο μοναδικός τρόπος για να χειριστούμε αυτό το πρόβλημα είναι ο συνεχής πειραματισμός, μεταβάλλοντας συστηματικά αρχικές συνθήκες και παραμέτρους για να αποτιμήσουμε την σταθερότητα των αποτελεσμάτων ” [18]. Βέβαια, αυτό το μειονέκτημα των πρακτορικών μοντέλων εισάγει ένα άνω όριο στην διάσταση του χώρου των παραμέτρων. Τα μοντέλα πρακτόρων πρέπει να σχεδιάζονται προσεκτικά ούτως ώστε να

ενσωματώνουν μόνο τις ουσιώδεις παραμέτρους των διαδικασιών που μελετούνται για να είναι δυνατή η αποτίμηση των αποτελεσμάτων.

- Δεύτερον, τα μοντέλα πρακτόρων είναι υποκείμενα σε τεχνουργήματα (artifacts) [18, 19, 40]. Ένα τεχνουργήμα είναι ένα αποτέλεσμα το οποίο παράγεται από ένα λάθος στον κώδικα που υλοποιεί το μοντέλο και τι οποίο εκλαμβάνεται λανθασμένα ως ένα σημαντικό αποτέλεσμα. Προφανώς, ο μοναδικός τρόπος για να αντιμετωπίσουμε αυτό το πρόβλημα είναι ο προσεχτικός προγραμματισμός. Επιπλέον, όπως σημειώνει ο Axtell “... μπορούμε να ψάξουμε για την ύπαρξη τέτοιων τεχνουργημάτων πραγματοποιώντας ένα μεγάλο αριθμό πειραμάτων μεταβάλλοντας παραμέτρους και κανόνες. Όταν μικρές μεταβολές στον κώδικα προκαλούν μεγάλες αλλαγές στο αποτέλεσμα του μοντέλου, τότε μπορεί να υπάρχουν τεχνουργήματα”. Ωστόσο, συνεχίζει “... μερικές φορές, μεγάλες αλλαγές στα αποτελέσματα είναι ρεαλιστικές και όχι υποδείξεις τεχνουργημάτων. Φανταστείτε για παράδειγμα μία μικρή αλλαγή σε μία κριτική παράμετρος η οποία έχει σημαντική επιρροή στα αποτελέσματα ” [18]. Δυστυχώς, δεν υπάρχει γενική διαδικασία για την ανίχνευση τεχνουργημάτων. Ο μόνος τρόπος είναι να είμαστε πολύ προσεκτικοί με μεγάλες αλλαγές που είναι μη ρεαλιστικές εμπειρικά.

Τέλος, υπάρχει και άλλο ένα κίνητρο για την ανάπτυξη ενός μοντέλου πρακτόρων που σκοπεύει να εξηγήσει πλευρές του σχηματισμού και εξέλιξης του οικοσυστήματος του παγκόσμιου ιστού. Οι τεχνικές μοντελοποίησης πρακτόρων απαιτούν ακριβή περιγραφή του πως οι πράκτορες αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Πρόσφατα, πολλά μοντέλα πρακτόρων έχουν προταθεί για τη μελέτη φαινομένων όπως ο προσδιορισμός τιμών σε αγορές κεφαλαίων [13], τη δημιουργία εταιρειών [16], την εξέλιξη της δομής των αγορών [46], και την εμφάνιση της συμπεριφοράς μεταδοτικής πληροφορίας (information contagion behavior) [74]. Αυτές οι μελέτες έχουν δημιουργήσει μία μεθοδολογία υπολογιστικών μοντέλων πρακτόρων. Επιθυμούμε να συμβάλουμε στη περαιτέρω ανάπτυξη της μεθοδολογίας των υπολογιστικών μοντέλων πρακτόρων ενσωματώνοντας δίκτυα αλληλεπίδρασης αυξημένης πολυπλοκότητας, σαν αυτά που υποθέτουμε ότι κυβερνούν την συμπεριφορά ατομικών πρακτόρων σε πραγματικά πολύπλοκα οικοσυστήματα όπως ο παγκόσμιος ιστός.

2.7 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο επισημάναμε ότι ο παγκόσμιος ιστός παρουσιάζει ορισμένες ενδιαφέρον κανονικότητες. Πρώτον η κατανομή των χρηστών ανά των κόμβων ακολουθεί το νόμο του ισχυρού, δεύτερον η κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο και σελίδα ακολουθούν επίσης το νόμο του ισχυρού, και τρίτον, ότι η δομή του γράφου του παγκόσμιου ιστού έχει μία περίπλοκη εικόνα όπου οι σελίδες μπορούν να διαχωριστούν σε τέσσερις κατηγορίες ανάλογα με τις σελίδες που μπορούν να προσεγγιστούν από αυτές. Εστίασαμε ιδιαίτερα στην κανονικότητα του νόμου του ισχυρού στο επίπεδο της κατανομής των χρηστών του παγκόσμιου ιστού επί των δικτυακών κόμβων, αφού ενσωματώνει ένα ουσιώδες, και πιθανόν αναπάντεχο στους πρώιμους καιρούς του παγκόσμιου ιστού, χαρακτηριστικό του πρώτου δικτύου στην ιστορία της οικονομίας όπου η γεωγραφική απόσταση δεν έχει σημασία. Ωστόσο, παρά του γεγονότος της εύκολης

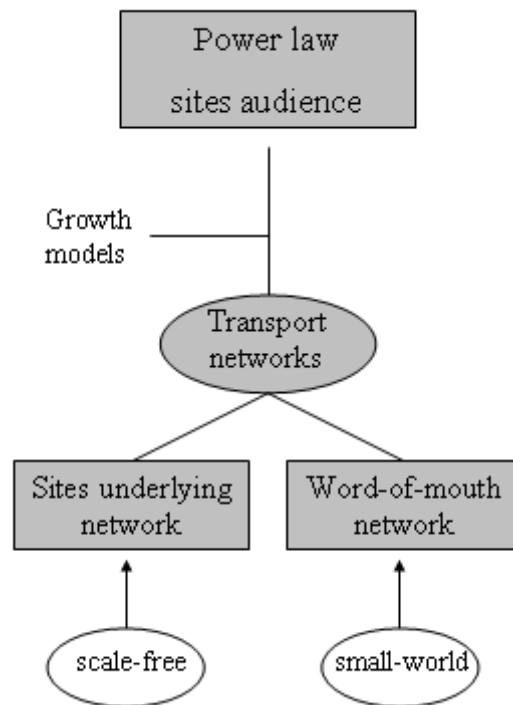
πρόσβασης των δικτυακών κόμβων από παντού και από όλους, χωρίς ιδιαίτερα έξοδα μετακίνησης ή εύρεσης, οι χρήστες του παγκοσμίου ιστού συναθροίζονται σε ένα μικρό αριθμό δικτυακών κόμβων, παράγοντας ένα ισχυρό μοτίβο συσσώρευσης παρόμοιο με αυτό που παρατηρείτε στην οικονομική γεωγραφία του πραγματικού κόσμου.

Παρείχουμε επίσης ένα θεωρητικό πλαίσιο και μία μεθοδολογία για να εξηγήσουμε μία ενδιαφέρουσα συμπεριφορά του συστήματος, δηλ. την εμφάνιση του νόμου του ισχυρού στη δημοτικότητα των δικτυακών κόμβων, βασιζόμενοι στην εκ των άνω τοποθέτηση δύο δικτύων αλληλεπίδρασης στα οποία εμπεδώνονται οι αποφάσεις των πρακτόρων. Η προσέγγισή μας στοχεύει στην επίδειξη του ότι η δομή αυτών των δύο δικτύων επηρεάζει τη ολική συμπεριφορά του συστήματος και επιπλέον εξηγεί την παρουσία του νόμου του ισχυρού. Βασίζεστε στα:

- i). την επιλογή ενός μοντέλου διήθησης για την αναπαραγωγή της τυχαιότητας που δημιουργεί το νόμο του ισχυρού – ένα μοντέλο που περικλείει δύο δίκτυα αλληλεπίδρασης με τυχαίους συνδέσμους στο χώρο (ένα *υποκείμενο δίκτυο των δικτυακών κόμβων* το οποίο μεταφέρει τους χρήστες του παγκόσμιου ιστού από τον ένα κόμβο στον άλλον και ενός *δια-στόματος μετάδοσης* δικτύου)
- ii). την, επιβεβαιωμένη από εμπειρικά δεδομένα, υπόθεση ότι αυτά τα δίκτυα με τους τυχαίους συνδέσμους, μεταφέρουν σημαντικές πληροφοριακές αυξανόμενες απολαβές
- iii). τη μεθοδική αναπαράσταση του υποκείμενου δικτύου των δικτυακών κόμβων ως μία δομή *απόυσης-κλίμακας* και του *δια-στόματος* μετάδοσης δικτύου ως ένα *μικρό-κόσμο*
- iv). την υλοποίηση αυτού του μοντέλου σε ένα περιβάλλον πρακτόρων που παρέχει την δυνατότητα να πειραματιστούμε και να παρατηρήσουμε την εμφάνιση των γενικών δυναμικών ιδιοτήτων του συστήματος από την συμπεριφορά των ατομικών πρακτόρων και τις δομικές ιδιότητες των δικτύων που πλαισιώνουν τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ αυτών.

Η Εικόνα 2.5 παρουσιάζει γραφικά αυτή την προσέγγιση.

Στο επόμενο κεφάλαιο, περιγράφουμε τα κύρια χαρακτηριστικά ενός υπολογιστικού μοντέλου πρακτόρων βασισμένου σε αυτές τις θεωρίες, που βασίζεται σε δύο “τυχαία” δίκτυα: το ένα δίκτυο μεταφέρει μεταξύ των χρηστών του παγκοσμίου ιστού δια-στόματος μετάδοσης πληροφορία,· το άλλο (το υποκείμενο δίκτυο) καθορίζει συσχετιστικά μονοπάτια μεταξύ δικτυακών κόμβων τα οποία κάνουν την πλοήγηση άκρως ιεραρχική. Και οι δύο δομές επιτρέπουν τη δημιουργία “τυχαίων” συνδέσμων και “μεταφέρουν” αυξανόμενες απολαβές.



Εικόνα 2.5 Γραφική αναπαράσταση της προσέγγισής μας.

Κεφάλαιο 3

3 Το μοντέλο

3.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο περιγράφουμε ένα μοντέλο στο οποίο ετερογενής πράκτορες επιλέγουν δικτυακούς κόμβους για να επισκεφθούν και να “μείνουν”. Για να πλοηγηθούν αποτελεσματικά στον παγκόσμιο ιστό, μπορούν να εξερευνήσουν με τα δικά τους μέσα, τις ευκαιρίες που προσφέρονται από αυτόν τον αχανή χώρο. Μερικές φορές, δεδομένης της υψηλής αβεβαιότητας αυτού του περιβάλλοντος, συλλέγουν πληροφορία που μπορεί να τους βοηθήσει στην καλύτερη πλοήγηση ζητώντας συμβουλές από προηγούμενους επισκέπτες, καταγράφοντας την εμπειρία τους – ποίους κόμβους έχουν επισκεφθεί και εκτιμήσει. Προφανώς, τα βασικά αντικείμενα μελέτης που εμφανίζονται σε αυτό το μοντέλο είναι αυτά της εξερεύνησης ενός δικτύου μετακίνησης και της μεταδοτικής πληροφορίας σε κοινωνικά δίκτυα. Ο στόχος αυτής της δουλειάς είναι η κατανόηση του πως η αθροιστική κατανομή των δικτυακών κόμβων ως συνάρτηση του μεγέθους τους μπορεί να αναδυθεί από την συμπεριφορά ατομικών πρακτόρων.

3.2 Θεμελίωση συμπεριφοράς

Ξεκινάμε με τέσσερα γεγονότα που έχουν παρατηρηθεί. Πρώτον, μία συνήθης συμπεριφορά των χρηστών του παγκοσμίου ιστού είναι να σημαδεύουν και συγκαταούν (bookmark) κόμβους που επισκέπτονται επανειλημμένα. Οι εταιρίες που συλλέγουν και αναλύουν τα στατιστικά της χρήσης του παγκοσμίου ιστού αναφέρονται σε αυτό το χαρακτηριστικό ως ένα χαρτοφυλάκιο επιλογής (portfolio of choice). Συγκεκριμένα, όπως αναφέραμε και στην ενότητα 2.2, το χαρτοφυλάκιο επιλογής ενός χρήστη αποτελείται από τους δικτυακούς κόμβους που ο χρήστης επισκέφθηκε κατά την διάρκεια μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου. Ένας χρήστης μπορεί να επισκεφθεί ένα συγκεκριμένο δικτυακό κόμβο αρκετές φορές κατά την διάρκεια μίας βδομάδας/μήνα αλλά θα μετρήσει μόνο μία φορά στο χαρτοφυλάκιο του. Αν και το χαρτοφυλάκιο επιλογής όπως ορίζεται από τις εταιρίες ανάλυσης στατιστικών, περιέχει όλους τους κόμβους που έχει επισκεφθεί ένας χρήστης κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου μπορούμε να διαχωρίσουμε τους κόμβους που το αποτελούν σε δύο διαφορετικές κατηγορίες. Κόμβοι που οι χρήστες επισκέπτονται συχνά και κόμβοι που οι χρήστες επισκέπτονται για λίγες φορές, συνήθως μία. Αποδείξεις για αυτό παρέχονται από μελέτες ανάλυσης μοτίβων επανα-επισκέψεων χρηστών στους δικτυακούς κόμβους. Οι Tauscher και Greenberg βρήκαν ότι το 58% των σελίδων που επισκέπτεται ένας χρήστης είναι επανα-επισκέψεις [73]. Οι συγγραφείς αναφέρουν ότι “*αν και αυτά τα νούμερα δείχνουν καθαρά ότι οι χρήστες επανα-επισκέπτονται σελίδες πολύ συχνά, δείχνει επίσης ότι*

40% από όλες τις επισκεπτόμενες σελίδες είναι καινούριες ” [73]. Βέβαια, οι παραπάνω μελέτες αφορούν σελίδες του παγκόσμιου ιστού, ωστόσο δεν υπάρχει ιδιαίτερος λόγος να υποθέσουμε ότι τα μοτίβα αυτά διαφοροποιούνται αν τα θεωρήσουμε στο επίπεδο των κόμβων. Τελικά, οι κόμβοι που ένας χρήστης επισκέπτεται κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου ανήκουν σε δύο διαφορετικές κατηγορίες: κόμβοι που επισκέπτονται συχνά και κόμβοι που επισκέπτονται λίγες φορές. Ακολουθώντας αυτήν την παρατήρηση θα αναφερόμαστε στο *χαρτοφυλάκιο επιλογής* των χρηστών σαν το σύνολο των κόμβων που ο κάθε χρήστης επισκέπτεται συχνά. Βεβαίως αυτό το *χαρτοφυλάκιο* ενημερώνεται συχνά με την προσθήκη καινούριων κόμβων.

Δεύτερον, οι χρήστες του παγκόσμιου ιστού είναι πιστοί στους κόμβους που απαρτίζουν το *χαρτοφυλάκιο επιλογής*. Όπως εξηγήσαμε παραπάνω οι χρήστες επισκέπτονται του δικτυακούς κόμβους που ανήκουν στο *χαρτοφυλάκιο* τους πολύ πιο συχνά από άλλους και επί πλέον, δεν αντικαθιστούν εύκολα έναν κόμβο στο *χαρτοφυλάκιο* τους ακόμη και αν βρουν ένα “καλύτερο”. Πρόσφατες μελέτες για την συμπεριφορά των χρηστών του παγκόσμιου ιστού επιβεβαιώνουν αυτή την άποψη. Μία μελέτη από την AT Kearney [15], εξηγεί για παράδειγμα ότι “*οι αγοραστές στον παγκόσμιο ιστό επιθυμούν ισχυρές σχέσεις και σαν αντάλλαγμα είναι πιστοί*”. Συγκεκριμένα βρέθηκε ότι, σε αντίθεση με τις αρχικές προβλέψεις, πολύ καταναλωτές δεν συμπεριφέρονται την εικόνα του οδηγούμενο από τις τιμές αγοραστή. Αντιθέτως, κλείνουν προς το να είναι πιστοί (loyal) σε συγκεκριμένες εταιρίες και εγκαθίστανται σε “άνετους” δικτυακούς κόμβους που επισκέπτονται επανειλημμένα.

Τρίτον, υποθέστε ένα χρήστη του παγκόσμιου ιστού, καθισμένο μπροστά από τον υπολογιστή, να επισκέπτεται δικτυακούς κόμβους. Ποίους καινούριους κόμβους (κόμβους που δεν περιέχονται στο *χαρτοφυλάκιο* του) θα επισκεφθεί; Βέβαια, μπορεί να ανακαλύψει καινούριους κόμβους μέσω πληροφορίας από τα μέσα μαζικής ενημέρωσης ή χρησιμοποιώντας μία μηχανή αναζήτησης. Όμως, μπορεί επί πλέον να ζητήσει συμβουλές από τους φίλους του: ή κάποιος φίλος του θα εμφανιστεί και θα του πει, “Είδες αυτόν τον κόμβο, είναι πραγματικά καλός.” Προφανώς, το ποίους κόμβους ένας χρήστης θα αποφασίσει να επισκεφθεί εξαρτάται από το ποίους κόμβους άλλοι χρήστες έχουν “ψηφίσει” ή πληροφορηθεί και αποφάσισαν να επισκεφθούν και να μείνουν. Ως αποτέλεσμα, η δημοτικότητα των δικτυακών κόμβων είναι αυτό-ενδυναμωτική (self-reinforcing) και καθορίζεται από μίας μορφής ιστορικής διαδικασίας στην οποία αναφορές από προγενέστερους χρήστες, φίλους και γνωστούς, οδηγούν την ανάπτυξη των δικτυακών κόμβων.

Τέταρτον, σκεφτείτε έναν χρήστη του παγκόσμιου ιστού που έχει επισκεφθεί έναν συγκεκριμένο δικτυακό κόμβο. Είναι εύλογο, ότι κατά τη διάρκεια της παραμονής του σε αυτόν τον κόμβο θα ακολουθήσει έναν από τους εξερχόμενους συνδέσμους που τελικά θα τον οδηγήσει σε έναν άλλον κόμβο. Αυτό συνεπάγεται το ότι ποίους κόμβους θα επιλέξει να επισκεφθεί ένας χρήστης εξαρτάται επίσης και από στον αριθμό των κόμβων που δείχνουν σε αυτούς. Τους περισσότερους εισερχόμενους συνδέσμους που έχει ένας κόμβος, οι περισσότεροι χρήστες που θα επισκεφθούν αυτόν τον κόμβο. Πρόσφατες μελέτες δείχναν ότι αν και δεν συμβαίνει πάντα, σελίδες με μεγάλο αριθμό εισερχόμενων συνδέσμων δέχονται μεγάλο αριθμό χρηστών [27].

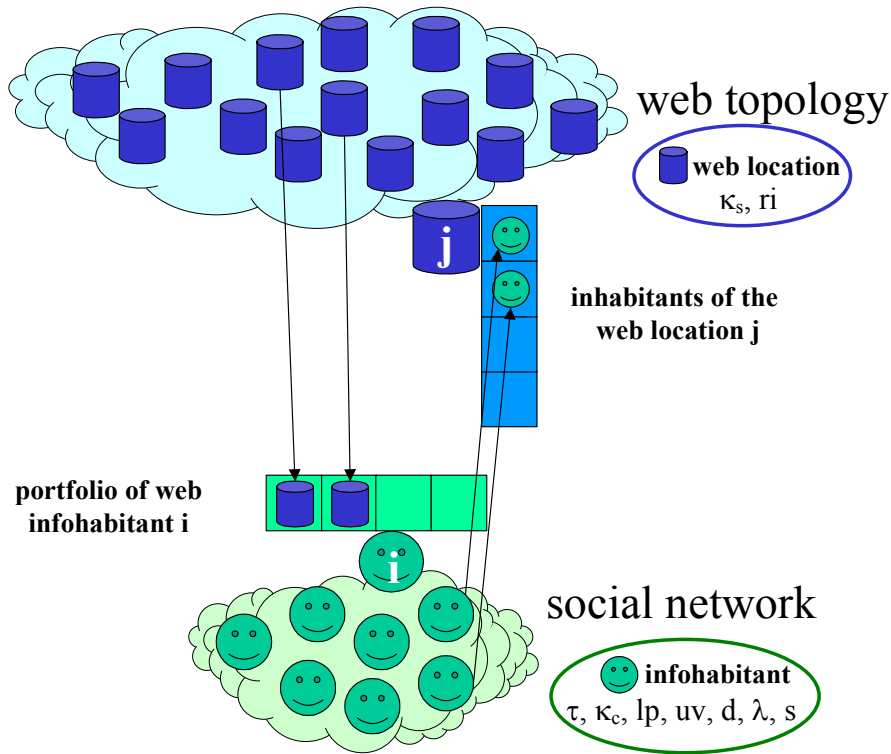
Το τρίτο παρατηρηθέν γεγονός περιγράφει μία διαδικασία που είναι παρόμοια της στήριξης των καταναλωτών στην δια-στόματος μεταδιδόμενη πληροφορία όταν αποφασίζουν να αγοράσουν ένα προϊόν με απόδοση άγνωστη εκ των προτέρων (με την έννοια ότι η πραγματική απόδοση του προϊόντος, και η καταλληλότητά του στις ανάγκες του αγοραστή, θα πιστοποιηθούν μετά την αγορά). Κάτω από αυτές τις περιστάσεις, ο μελλοντικός αγοραστής θα επιχειρήσει πιθανών να περιορίσει αυτή την αβεβαιότητα ρωτώντας

προγενέστερους αγοραστές για το πως αξιολογούνε τα διάφορα ανταγωνιστικά προϊόντα. Ωστόσο, όπως υποδείχτηκε από τους Arthur και Lane [9], Banerjee και Fudenberg [21], Ellison και Fudenberg [33], εμπιστοσύνη σε αυτής της μορφής, εύκολα συλλεγόμενη πληροφορία μπορεί να επηρεάσει το αθροιστικό αποτέλεσμα εισάγοντας μία πληροφοριακή ανάδραση η οποία μπορεί να προκαλέσει σε ορισμένες περιπτώσεις τα μερίδια αγοράς να γίνουν αυτό-ενδυναμωτικά. Οι Arthur και Lane [9] ονομάζουν μεταδοτική πληροφορία (information contagion) αυτόν τον πληροφοριακά δημιουργημένο σύνδεσμο μεταξύ της δημοτικότητας ενός προϊόντος και της πιθανότητας αγοράς του. Υιοθετούμε την ίδια εικόνα για το πως η πληροφορία μεταδίδεται μεταξύ των χρηστών του παγκόσμιου ιστού, και για το πως αυτό εισάγει μία πληροφοριακή ανάδραση στην διαδικασία ανταγωνισμού των δικτυακών κόμβων για μερίδιο αγοράς. Στο μοντέλο μας, οι δικτυακοί κόμβοι που οι χρήστες πληροφορούνται, εξαρτώνται από το ποιους κόμβους άλλοι χρήστες έχουν επισκεφθεί, μέσω *δια-στόματος μετάδοσης αναδράσεων*, και επομένως είναι πιο πιθανόν να πληροφορηθούν για δημοφιλείς κόμβους αντί για μη-δημοφιλείς με λίγους προγενέστερους χρήστες.

Το τέταρτο παρατηρηθέν γεγονός συσχετίζει κατά κάποιο τρόπο τους συνδέσμους (linkages) που εξηγούν τη δημιουργία των φυσικών πόλεων [38]. Η ιδέα είναι ότι εταιρίες και άνθρωποι βρίσκουν προνόμια στο να είναι κοντά σε άλλες εταιρίες επειδή θέλουν να επωφεληθούν από πιθανούς συνδέσμους. Σχεδόν η ίδια διαδικασία λαμβάνει χώρα στον παγκόσμιο ιστό, όπου οι δικτυακοί κόμβοι βρίσκουν προνόμια στο να είναι κοντά, δηλαδή να λαμβάνουν εισερχόμενους συνδέσμους από, δημοφιλείς κόμβους. Στο μοντέλο μας, οι δικτυακοί κόμβοι τοποθετούνται επί ενός δικτύου μετακίνησης το οποίο ορίζει σχεσιακά μονοπάτια που κάνουν την πλοήγηση άκρως ιεραρχική.

3.3 Περιγραφή του μοντέλου.

Το μοντέλο συμπεριλαμβάνει δύο σύνολα διαφορετικών τύπων πρακτόρων. Το πρώτο σύνολο U , αναπαριστά τους χρήστες και το δεύτερο σύνολο S , αναπαριστά τους δικτυακούς κόμβους. Οι δύο τύποι πρακτόρων είναι συνδεδεμένοι και σχηματίζουν δύο διαφορετικά δίκτυα: οι χρήστες σχηματίζουν το *κοινωνικό δίκτυο* και οι κόμβοι το *υποκείμενο δίκτυο κόμβων*. Η Εικόνα 3.1 απεικονίζει την μοντελοποιημένη οικονομία του παγκόσμιου ιστού. Το μοντέλο ορίζεται στα παρακάτω βήματα:



Εικόνα 3.1. Γραφική αναπαράσταση μίας προσομοιωμένης οικονομίας του παγκόσμιου ιστού.

(A1) *Αρχικές συνθήκες.* Αρχικά, τα δύο σύνολα πρακτόρων δημιουργούνται με U_0 και S_0 πράκτορες αντίστοιχα, και σταδιακά χρήστες και κόμβοι προστίθενται με γραμμικό ρυθμό (l_u και l_s αντίστοιχα). Ο πράκτορας χρήστης i επιλέγει τυχαία l_p δικτυακούς κόμβους, μεταξύ των S_0 , για να δημιουργήσει ένα αρχικό χαρτοφυλάκιο επιλογής. Ο πράκτορας κόμβος j έχει απόδοση r_j που καθορίζει την απόδοσή του στη πράξη. Μία ομοιόμορφη κατανομή περιγράφει την απόδοση των κόμβων τη χρονική στιγμή $t=0$; R , το *διάστημα απόδοσης*, ορίζει το διάστημα μεταξύ της μικρότερης και μεγαλύτερης τιμής απόδοσης. Υποθέτουμε ότι αυτές οι αποδόσεις δεν μεταβάλλονται κατά τη πορεία του μοντέλου.

(A2) *Ενεργοποίηση πρακτόρων.* Οι πράκτορες χρήστες ενεργοποιούνται σε κάθε χρονική στιγμή t . Οι πράκτορες ενεργοποιούνται ακριβώς μία φορά κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου. Όταν ένας χρήστης πράκτορας ενεργοποιείται ξεκινάει μία νέα περίοδος πλοήγησης η οποία τελειώνει όταν η χρονική στιγμή t λήγει. Φυσικά, ο πράκτορας i ξεκινάει μία νέα περίοδο, (τη χρονική στιγμή t), με την επίσκεψη ενός υποσυνόλου μεγέθους v των δικτυακών κόμβων που απαρτίζουν το χαρτοφυλάκιο που συγκρότησε κατά την διάρκεια της προηγούμενης χρονικής στιγμής ($t-1$).

(A3) *Σύνθεση και ενημέρωση χαρτοφυλακίου.* Η συμπεριφορά πλοήγησης των χρηστών πρακτόρων περιστρέφεται γύρω από το χαρτοφυλάκιο τους. Οι κόμβοι που επισκέπτονται συχνά οργανώνονται επιλεκτικά σε ένα χαρτοφυλάκιο επιλογής, το οποίο είναι διαφορετικό από τον ένα χρήστη στον άλλο. Το μήκος αυτού του χαρτοφυλακίου είναι l_p , και παραμένει σταθερό κατά την πορεία του μοντέλου. Το χαρτοφυλάκιο των χρηστών ανανεώνεται τακτικά (σε κάθε χρονική στιγμή) ως ακολούθως. Όταν ένας χρήστης

εισάγεται στην προσομοίωση (είτε στην αρχή, $t = 0$, είτε κατά την πορεία του μοντέλου, $t > 0$), επιλέγει τυχαία l_p κόμβους για να δημιουργήσει μία αρχική έκδοση του χαρτοφυλακίου επιλογής. Όσο η διαδικασία εξελίσσεται, οι χρήστες πράκτορες μαθαίνουν για καινούριους κόμβους μέσω ενός δια-στόματος μετάδοσης μηχανισμού συλλογής πληροφορίας (A4) και μέσω προσωπικής εξερεύνησης του παγκόσμιου ιστού (A5). Οι χρήστες πράκτορες αποτιμούν τους κόμβους που πληροφορηθήκανε σύμφωνα με μία συνάρτηση ωφέλειας U , και συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιό τους, τους κόμβους με την υψηλότερη λαμβανόμενη ωφέλεια. Επιπλέον, υποθέτουμε τους χρήστες πράκτορες να είναι πιστοί στο χαρτοφυλάκιό τους: ένας καινούριος κόμβος θα συμπεριληφθεί σε αυτό μόνο αν ο χρήστης λάβει υψηλή ωφέλεια από αυτόν τον κόμβο κατά την διάρκεια ενός μεγαλύτερου χρονικού διαστήματος (δηλ. απαιτούμε ότι οι χρήστες πράκτορες συγκρατούν έναν κόμβο και τον συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιό τους αν λάβουν υψηλή απόδοση μετά από λ επισκέψεις σε αυτόν τον κόμβο κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου s χρονικών στιγμών).

(A4) *Πληροφόρηση μέσω της δια-στόματος μετάδοσης.* Οι χρήστες πράκτορες που έχουν ενεργοποιηθεί, αποφασίζουν πρώτα αν θα ρωτήσουν άλλους χρήστες για να συλλέξουν πληροφορία για “ενδιαφέρον κόμβους”. Μόνο ένα ποσοστό των χρηστών πρακτόρων ρωτάνε άλλους χρήστες (φίλους και γνωστούς) για να προτείνουν δικτυακούς κόμβους. Επομένως σε κάθε χρονική στιγμή t , ένα ποσοστό των χρηστών πρακτόρων α , τυχαία επιλεγμένο από όλων τον πληθυσμό, τυχαία δειγματίζει άλλους χρήστες να προτείνουν έναν κόμβο. Βέβαια, οι χρήστες πράκτορες αλληλεπιδρούν με άλλους πράκτορες που είναι κοντά τους για να ανταλλάξουν πληροφορία για κόμβους που έχουν ήδη επισκεφθεί και εκτιμήσει. Υποθέτουμε μία δομή μικρού κόσμου, παραγόμενη από το μοντέλο WS, να περιγράφει την τοπολογία αυτών των αλληλεπιδράσεων: k_u , ο αριθμός των αρχικών γειτόνων σε αυτό το κοινωνικό δίκτυο και β_u , η πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών στο μοντέλο WS. Κάθε ερωτηθείς πράκτορας προτείνει στον χρήστη που ρώτησε έναν δικτυακό κόμβο τυχαία επιλεγμένο από το χαρτοφυλάκιό του. Στη συνέχεια οι χρήστες αποτιμούν αυτούς τους κόμβους και επιλέγουν ποιους θα συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους.

(A5) *Εξερεύνηση κατά μήκος του υποκείμενου δικτύου κόμβων.* Οι χρήστες πράκτορες μετακινούνται από τον έναν κόμβο στον άλλο ακολουθώντας τους συνδέσμους μεταξύ αυτών. Συγκεκριμένα, σε κάθε χρονική στιγμή t , ο χρήστης πράκτορας i επισκέπτεται έναν αριθμό από d κόμβους ακολουθώντας τους εξερχόμενους συνδέσμους των κόμβων που έχει επισκεφθεί ωρίτερα κατά την διάρκεια της χρονικής περιόδου. (ν κόμβοι από το χαρτοφυλάκιο συν πιθανούς κόμβους από δια-στόματος μεταδόσεις). Στη συνέχεια οι χρήστες αποτιμούν αυτούς τους κόμβους και επιλέγουν ποιους θα συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους.

(A6) *Μέθοδος αποτίμησης χρηστών.* Υποθέτουμε ότι η ωφέλεια U_{ij} , που λαμβάνει ο χρήστης i από την επίσκεψη στον κόμβο j είναι $r_j + e$, όπου το e αναπαριστά διακυμάνσεις που ενσωματώνουν είτε μεταβολές στο χρόνο πρόσβασης σε έναν κόμβο, ή μεταβολές στην προθυμία των χρηστών να εξερευνήσουν τον κόμβο. Υποθέτουμε ότι το e είναι ανεξάρτητα κατανομημένο όσον αφορά το χρόνο και τους χρήστες ή κόμβους. Για απλότητα υποθέτουμε ότι το e ακολουθεί μία κανονική κατανομή με μέση τιμή 0 και διασπορά σ_{ob} .

Στον Πίνακα 3.1 ανακεφαλαιώνουμε όλες τις παραμέτρους του μοντέλου με μία σύντομη επεξήγηση για κάθε μία.

Παράμετρος	Επεξήγηση
U_0	αρχικός αριθμός χρηστών
S_0	αρχικός αριθμός δικτυακών κόμβων
l_u	γραμμικός ρυθμός ανάπτυξης χρηστών
l_s	γραμμικός ρυθμός ανάπτυξης δικτυακών κόμβων
R	διάστημα απόδοσης
l_p	μήκος χαρτοφυλακίου επιλογής
ν	αριθμός κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες από το χαρτοφυλάκιό τους σε κάθε χρονική στιγμή
λ	αριθμός φορών που οι χρήστες επισκέπτονται έναν κόμβο και υπολογίζουν ότι προσφέρει υψηλή απόδοση πριν το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους
s	χρονικό διάστημα που οι χρήστες πρέπει να επισκεφθούν έναν κόμβο λ φορές και να υπολογίσουν ότι προσφέρει υψηλή απόδοση πριν το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους
α	ποσοστό χρηστών που ρωτάνε άλλους χρήστες να προτείνουν ένα κόμβο
d	αριθμός κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες σε κάθε χρονική στιγμή ακολουθώντας συνδέσμους
σ_{ob}	διασπορά κανονικής κατανομής στη συνάρτηση ωφέλειας
k_u	μέσος βαθμός συνδεσιμότητας του δικτύου των χρηστών (WS μοντέλο)
β_u	πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών στο δίκτυο των χρηστών (WS μοντέλο)

Πίνακας 3.1. Παράμετροι μοντέλου.

3.4 Συμπεράσματα.

Σε αυτό το κεφάλαιο περιγράψαμε ένα μοντέλο πρακτόρων που επιχειρεί να συμπεριλάβει τα βασικά χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς των χρηστών του παγκοσμίου ιστού. Αν και η συμπεριφορά των χρηστών πρακτόρων είναι σχετικά πολύπλοκη, η συμπεριφορά των δικτυακών κόμβων χαρακτηρίζεται από υπέρ-απλουστευμένες υποθέσεις. Συγκεκριμένα, οι δικτυακοί κόμβοι έχουν μία τιμή απόδοσης που παραμένει σταθερή κατά την πορεία του μοντέλου και είναι συνδεδεμένοι σε μία τοπολογία δικτύου. Αυτή η τοπολογία δεν μεταβάλλεται κατά την πορεία του μοντέλου με την έννοια ότι οι προγενέστεροι κόμβοι δεν διαγράφουν, αναδρομολογούν ή προσθέτουν νέους συνδέσμους. Οι μοναδικοί σύνδεσμοι που προστίθενται μετά την αρχικοποίηση του μοντέλου είναι αυτοί που ξεκινούν από καινούριους κόμβους όταν εισάγονται στην προσομοίωση. Ωστόσο, παρά τις υπέρ-απλουστευμένες υποθέσεις τα πειράματα δείχναν ότι το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού της εμπειρικής κατανομής της δημοτικότητας των κόμβων όπως θα δούμε στο επόμενο κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 4

4 Ανάλυση μοντέλου

4.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο περιγράφουμε αποτελέσματα πειραμάτων του μοντέλου που περιγράψαμε στο κεφάλαιο 3. Ακολουθώντας την παρατήρηση της Adamic [2], θεωρούμε ότι το υποκείμενο δίκτυο συνδέσεων μεταξύ των δικτυακών κόμβων αναπαριστάται από ένα δίκτυο μικρού-κόσμου. Ξαναχρησιμοποιούμε το μοντέλο WS για να αναπαράγουμε το γράφο που αναπαριστά το υποκείμενο δίκτυο συνδέσεων: k_s ο αριθμός των αρχικών γειτόνων και β_s η πιθανότητα αναδρομολόγησης σε αυτό το δίκτυο. Το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή του μεγέθους των κόμβων και παρέχει μία απλή εξήγηση για αυτό το φαινόμενο βασισμένη κυρίως στους μηχανισμούς μέσω των οποίων μεταφέρεται η πληροφορία στον παγκόσμιο ιστό. Τα αποτελέσματα επιδεικνύουν ότι η ανάπτυξη των δικτυακών κόμβων δεν είναι μόνο το αποτέλεσμα των ενυπάρχων μεταξύ τους διαφορών, αλλά επίσης και το αποτέλεσμα ενός συνόλου αθροιστικών διαδικασιών, οι οποίες εμπλέκουν κάποιες μορφές αυξανόμενων απολαβών, δηλ. *δια-στόματος μετάδοσης θετικές αναδράσεις και συνδέσμους δημιουργημένους από την πλοήγηση των χρηστών*.

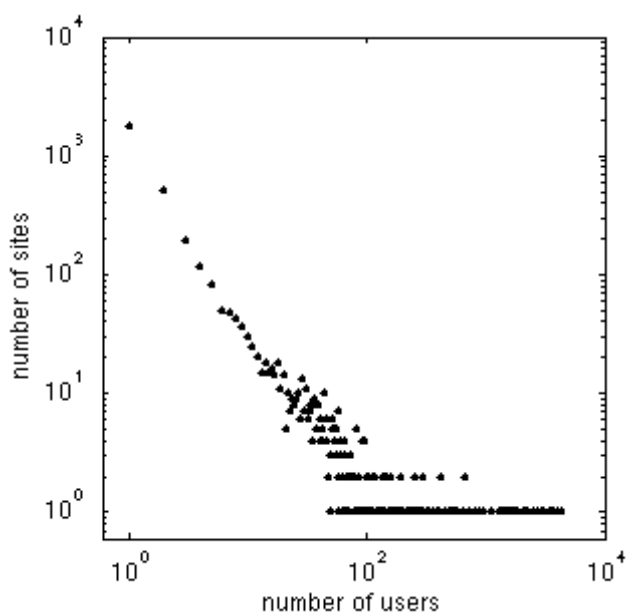
Επιπλέον, παρουσιάζουμε ενδείξεις για πιθανά μοτίβα αυτο-οργάνωσης και μελετάμε τη σημασία και επιρροή των υποθέσεων και παραμέτρων του μοντέλου. Βρήκαμε ότι, στο μοντέλο, τόσο η δια-στόματος μετάδοση όσο και η εξερεύνηση είναι σημαντικά για την εμφάνιση του νόμου του ισχυρού στη κατανομή των μεγεθών των κόμβων. Επίσης δείχνουμε ότι η δια-στόματος μετάδοση, η πίστη των χρηστών στους κόμβους των χαρτοφυλακίων τους, και η ομαδοποίηση του υποκείμενου δικτύου συνδέσεων ενισχύουν τη συσσώρευση των χρηστών σε λίγους δικτυακούς κόμβους. Αντιθέτως, η εξερεύνηση και ο μέσος βαθμός συνδεσιμότητας των δικτυακών κόμβων εμφανίζονται να είναι δυνάμεις που αποδυναμώνουν την συσσώρευση.

4.2 Αθροιστική Δυναμική: κατανομή των μεγεθών των κόμβων

Το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων όπως φαίνεται από την εικόνα 4.1, η οποία παρουσιάζει το αποτέλεσμα ενός τυπικού πειράματος του μοντέλου αποτελούμενο από 19.880 χρήστες και 9.909 κόμβους πράκτορες. Η κατανομή των μεγεθών των κόμβων στη χρονική στιγμή 50.000 ($t = 50.000$) περιγράφεται από το νόμο του ισχυρού με εκθέτη $\mu = 1.25$. Ο εκθέτης υπολογίστηκε “κόβοντας” τα δεδομένα που εμφανίζονται με συχνότητα μικρότερη του $6 \cdot 10^{-4}$ και προσεγγίζοντας με μία ευθεία γραμμή. Ενδιαφέρον αριθμητικά αποτελέσματα είναι αρκετά κοντά σε αυτά των

Adamic και Huberman [4] όπως φαίνεται από τον πίνακα 4.1. Η παραμετροποίηση του πειράματος, την οποία θα καλούμε “βασική”, συνοψίζεται στον Πίνακα 4.2.

Το πείραμα ξεκίνησε ($t = 1$) με μία ανομοιογενή κατανομή των χρηστών ανά των 5.000 αρχικών δικτυακών κόμβων. Όσο ενεργοποιούνται οι πράκτορες και νέοι χρήστες και κόμβοι εισάγονται στην προσομοίωση ($M_{final}=19,880$, $N_{final}=9,909$), η κορυφή του ιστογράμματος



Εικόνα 4.1. Ιστόγραμμα των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα.

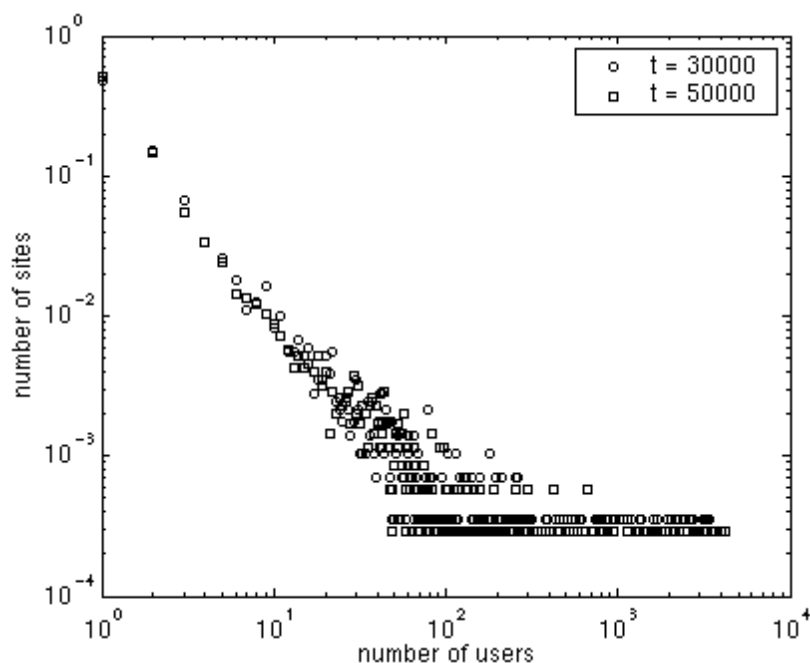
% κόμβοι	% όγκος χρηστών	
	όλοι οι κόμβοι / αποτελέσματα μοντέλου	όλοι οι κόμβοι / αποτελέσματα Xerox
0.1	13.98	32.36
1	63.54	55.63
5	84.31	74.81
10	90.92	82.26
50	98.44	94.92

Πίνακας 4.1 Κατανομή όγκου χρηστών ανά των κόμβων: Αποτελέσματα μοντέλου και Adamic και Huberman [3].

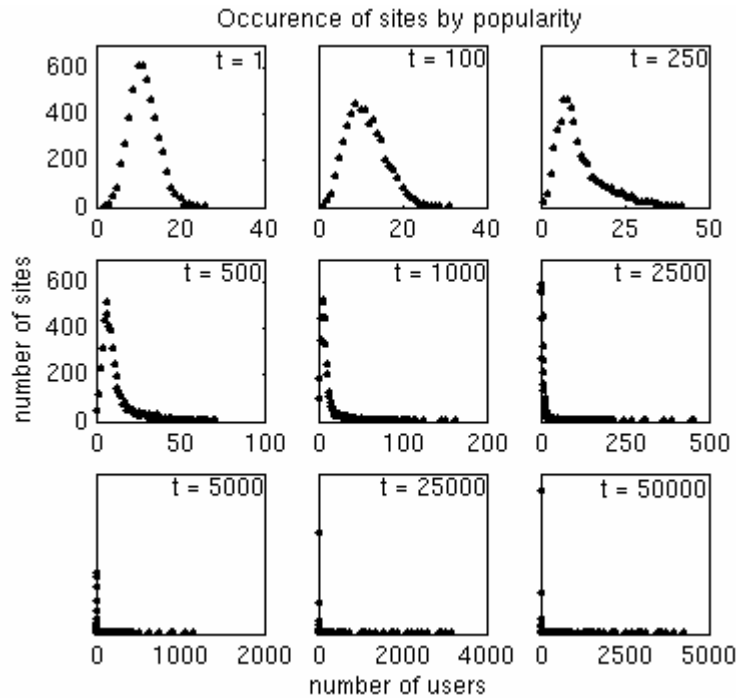
Παράμετρος	Τιμή
U_0	10,000
S_0	5,000
l_u	0.2
l_s	0.1
R	[1, 8]
lp	15
ν	4
λ	U[1, 5]
s	100

πλησιάζει όλο και περισσότερο στο 1 ($t = 2500$) όπως φαίνεται από την εικόνα 4.2. Ήδη, τη χρονική στιγμή $t = 2.500$, μία ομάδα κόμβων εμφανίζεται να προσελκύει ένα μεγάλο αριθμό χρηστών. Από εδώ και πέρα, οι περισσότεροι κόμβοι χάνουν τη δυναμικότητά τους ενώ λίγοι κόμβοι συνεχίζουν να κερδίζουν όλο και περισσότερους χρήστες. Ως αποτέλεσμα, η μορφή της καμπύλης αλλάζει και σταδιακά μεταμορφώνεται σε ένα L. Αυτή είναι η απόδειξη της μεταβολής από μία κανονική κατανομή με μικρή μέση τιμή στο νόμο του ισχυρού. (Εικόνα 4.2).

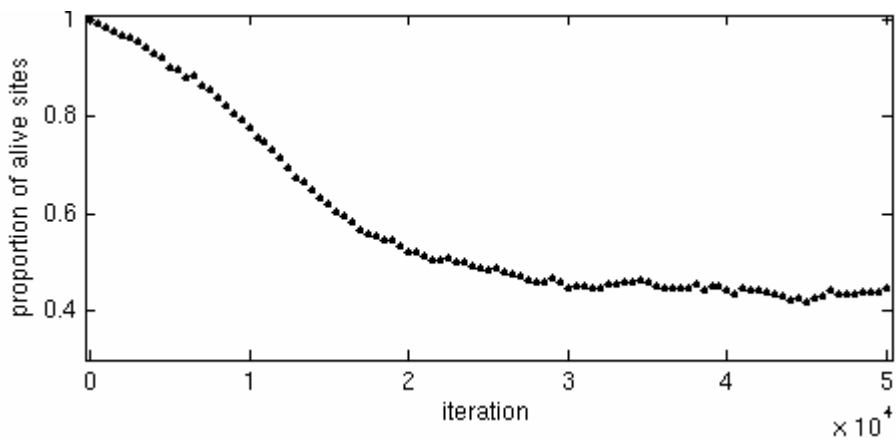
Τελικά το μοντέλο προσεγγίζει μία σταθερή κατάσταση (steady state) όπως φαίνεται από τις εικόνες 4.3 και 4.4. Η Εικόνα 4.3 παρουσιάζει την κατανομή των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές 30.000 και 50.000. Όπως φαίνεται η κατανομή δεν μεταβάλλεται κατά την διάρκεια αυτού του χρονικού διαστήματος υποδεικνύοντας ότι το σύστημα οργανώνεται σε μία απύσπυχη κλίμακας σταθερή κατάσταση. Η Εικόνα 4.4 δείχνει το ποσοστό των δικτυακών κόμβων που επισκέπτονται τουλάχιστον από ένα χρήστη σε κάθε χρονική στιγμή (στη συνέχεια θα συμβολίζουμε αυτή την ποσότητα με γ). Από την χρονική στιγμή 30.000 και μετά το ποσοστό σταθεροποιείται κοντά στο 0,44.



Εικόνα 4.3. Κατανομή των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές $t = 30.000$ (κύκλοι) και $t = 50.000$ (τετράγωνα).



Εικόνα 4.2. Κατανομή των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα: εξέλιξη στο χρόνο.



Εικόνα 4.4. Ποσοστό δικτυακών κόμβων που επισκέπτονται τουλάχιστον από ένα χρήστη σε κάθε χρονική στιγμή: εξέλιξη στο χρόνο.

4.3 Ασταθής Εξέλιξη, Μεταβλητοί Ρυθμοί Ανάπτυξης, και αμοιβές σχετικής απόδοσης.

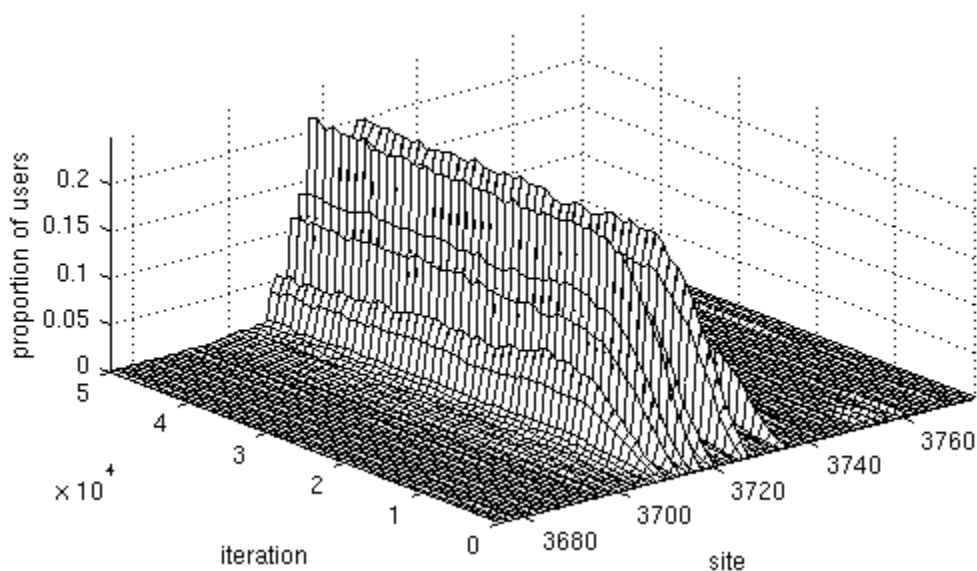
Τα αποτελέσματά μας παρέχουν ενδείξεις για πιθανά μοτίβα αυτο-οργάνωσης. Πρώτον, το «παιχνίδι» είναι πολύ αβέβαιο στα πρώτα στάδια της πορείας του μοντέλου. Βέβαια, (πρώιμη) επιτυχία αποφέρει περαιτέρω επιτυχία, αλλά υπάρχει και η πιθανότητα για κόμβους που είχαν μία αργή εκκίνηση να επιταχύνουν, κατά την διάρκεια μεταγενέστερων χρονικών

στιγμών, το ρυθμό ανάπτυξής τους και τελικά να καταταχθούν μεταξύ των πιο δημοφιλών κόμβων. Το ίδιο ισχύει και για τους καινούριους κόμβους, που εισέρχονται στον ανταγωνισμό μεταγενέστερες χρονικές στιγμές. Αναγκαία συνθήκη: να είναι ισχυρά συνδεδεμένοι με ήδη δημοφιλείς κόμβους και να έχουν υψηλή τιμή απόδοσης. Δεδομένου ότι οι χρήστες πληροφορούνται για κόμβους μέσω δια-στόματος μετάδοσης και εξερεύνησης, ένας καινούριος κόμβος μπορεί μόνο να επισκεφθεί μέσω εξερεύνησης: κανένας δεν το γνωρίζει άρα κανένας δεν μπορεί να το προτείνει. Επομένως αν ο κόμβος δεν είναι συνδεδεμένος, ή είναι σθεναρά συνδεδεμένος με ήδη δημοφιλείς κόμβους, οι χρήστες θα τον επισκεφθούν με πολύ χαμηλή πιθανότητα και ως αποτέλεσμα, ακόμη και αν έχει υψηλή απόδοση, πολύ λίγοι χρήστες θα το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιο τους. Από την άλλη πλευρά, αν ένας καινούριος κόμβος είναι ισχυρά συνδεδεμένος με δημοφιλείς κόμβους και δεν έχει υψηλή απόδοση, οι χρήστες θα το επισκεφθούν αλλά δεν θα το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιο τους γιατί οι κόμβοι των χαρτοφυλακίων έχουν υψηλή απόδοση. Τα πειράματα δείχναν ότι ακόμη και τη χρονική στιγμή 8000 η μέση απόδοση των κόμβων που περιέχονται στα χαρτοφυλάκια των χρηστών είναι υψηλή. (κοντά στο 7). Συνεπώς, οι καινούριοι δικτυακοί κόμβοι μπορούν να επιτύχουν μόνο αν είναι ισχυρά συνδεδεμένοι με ήδη δημοφιλείς κόμβους και έχουν υψηλή απόδοση.

Δεύτερον, οι δικτυακοί κόμβοι με το μεγαλύτερο μέγεθος ανήκουν σε μικρές ομάδες συν-αναπτυσσόμενων κόμβων. Στη Εικόνα 4.5 μπορούμε να δούμε την εξέλιξη της ομάδας των πιο δημοφιλών κόμβων. Φαίνεται καθαρά ότι μία δημοφιλής γειτονία, σχηματισμένοι από κόμβους μεγάλου μεγέθους, αναδύεται, ενώ οι κόμβοι που βρίσκονται κοντά στη γειτονία αλλά δεν ανήκουν σε αυτή, δέχονται πολύ λίγες επισκέψεις. Επιπλέον, σχεδόν όλοι οι κόμβοι που επιτύχανε να καταταχθούν μεταξύ των υψηλών θέσεων ανήκουν σε ομάδες παρόμοιες με αυτή που φαίνεται στην εικόνα 4.5. Βέβαια, αυτό είναι αποτέλεσμα του υποκείμενου δικτύου συνδέσεων. Στο WS μοντέλο που χρησιμοποιήσαμε για να αναπαραστήσουμε το δίκτυο των δικτυακών κόμβων, ένα μεγάλο ποσοστό των συνδέσεων είναι τοπικοί, πιο συγκεκριμένα οι σύνδεσμοι είναι τοπικοί με πιθανότητα β , και απομακρυσμένοι με πιθανότητα $1 - \beta$. Στο πείραμα που περιγράφουμε το β είναι ίσο με 0.3. Συνεπώς, οι γειτονικοί κόμβοι είναι ισχυρά συνδεδεμένοι. Αυτή η τοπικότητα εισάγει μία ανάδραση στην διαδικασία. Εφόσον κάποιοι κόμβοι που είναι ισχυρά συνδεδεμένοι αυξήσουν την δημοτικότητά τους, οι χρήστες τους συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιο τους και στη συνέχεια τους επισκέπτονται επανειλημμένα. Ως αποτέλεσμα, επισκέπτονται μέσω εξερεύνησης όλους τους κόμβους σε αυτή τη γειτονία. Επομένως, επισκέπτονται τους κόμβους που ανήκουν σε αυτή τη γειτονία πολύ πιο συχνά από τους υπόλοιπους και τελικά συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιο τους ένα αριθμό κόμβων από αυτή τη γειτονία. Αυτό φαίνεται καθαρά και στα αποτελέσματα των πειραμάτων. Την τελευταία χρονική στιγμή ($t = 50.000$), το χαρτοφυλάκιο κάθε χρήστη συγκροτείται από κόμβους που ανήκουν σε δύο ή τρεις διαφορετικές γειτονίες: τρεις με τέσσερις κόμβους από κάθε γειτονία.

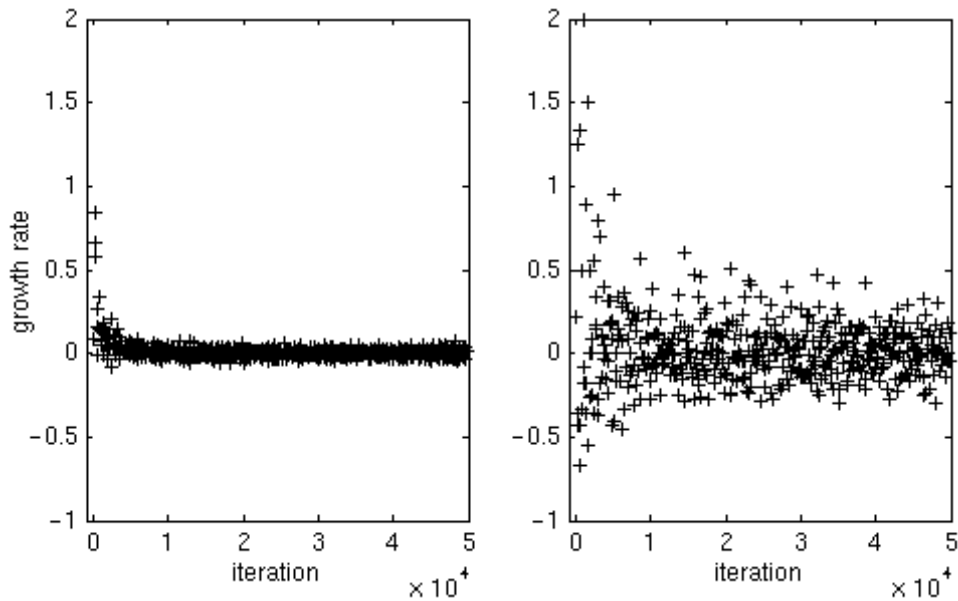
Ενώ φαίνεται ότι ένας μηχανισμός τροχιάς εξάρτησης (path dependent) ευθύνεται για το σχηματισμό των δημοφιλών ομάδων, είναι πολύ ενδιαφέρον να εξετάσουμε γιατί αναδύθηκαν αυτές οι συγκεκριμένες γειτονίες αντί άλλων. Βρήκαμε ότι οι γειτονίες που «πετύχανε» έχουν μία υψηλότερη του μέσου όρου πυκνότητα κόμβων με υψηλή τιμή απόδοσης (r μεγαλύτερο του 7). Αυτό που είναι πιο ενδιαφέρον είναι ότι υπάρχουν κάποιες γειτονίες με την ίδια ιδιότητα (υψηλή πυκνότητα κόμβων με υψηλή απόδοση), αλλά με πολύ μικρή δημοτικότητα. Φαίνεται ότι γειτονίες που εγκαθίστανται νωρίς, κυρίως εξαιτίας της δια-στόματος μετάδοσης, υπερισχύουν των άλλων γειτονιών.

Τρίτων, ένα πολύ ενδιαφέρον αποτέλεσμα προέρχεται από την παρατήρηση των ρυθμών ανάπτυξης των δικτυακών κόμβων. Για τους κόμβους που επιτύχανε να καταταχθούν μεταξύ των πιο υψηλών θέσεων, οι ρυθμοί ανάπτυξης διακυμαίνονται σημαντικά στα πρώτα στάδια της διαδικασίας και σταδιακά σταθεροποιούνται. Σε αντίθεση, κόμβοι με πολύ μικρή επιτυχία, ή καθόλου επιτυχία, παραμένουν με υψηλά διακυμαινόμενους ρυθμούς ανάπτυξης για όλη τη διάρκεια της πορείας του μοντέλου. Είναι αυτό άλλο ένα σημάδι αυτο-οργάνωσης; Η Εικόνα 4.6 παρουσιάζει τις διαφορές των ρυθμών ανάπτυξης μεταξύ του κόμβου που



Εικόνα 4.5. Η εξέλιξη στο χρόνο της πιο ισχυρής ομάδας με τους πιο δημοφιλείς κόμβους.

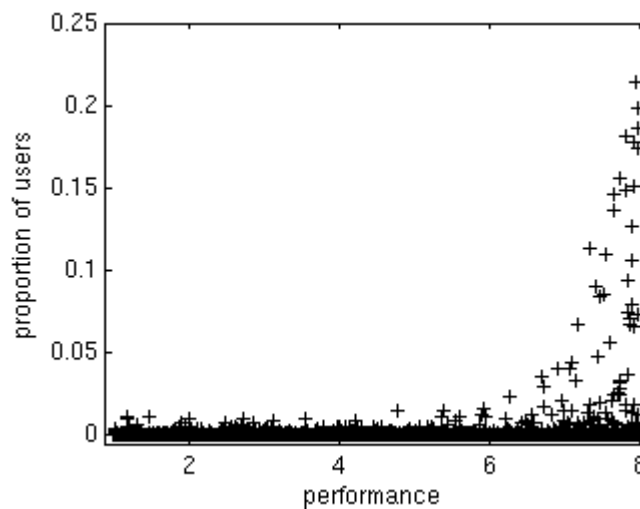
κατατάχθηκε πρώτος και αυτού που κατατάχθηκε 125^{ος}.



Εικόνα 4.6. Διαφορές στην εξέλιξη των ρυθμών ανάπτυξης κατατάχθηκαν 1^{ος} και 125^{ος} αντίστοιχα.

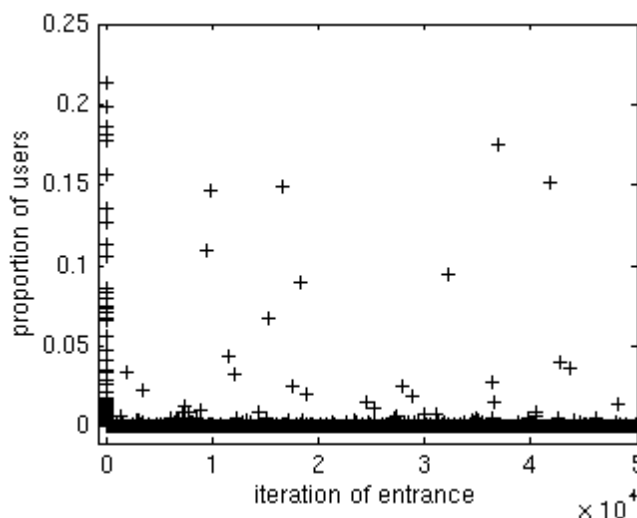
Επιπλέον δεν υπάρχει ισχυρός συσχετισμός μεταξύ της κατάταξης των κόμβων ως προς τη δημοτικότητα τους και της απόδοσή τους. Η Εικόνα 4.7 επιβεβαιώνει ότι σε πολλές περιπτώσεις, κόμβοι με συγκριτικά χαμηλή απόδοση υπήρξαν πιο ελκυστικοί από κόμβους με υψηλές τιμές απόδοσης. Ο μηχανισμός δια-στόματος μετάδοσης εμφανίζει όλες τις ιδιότητες αυξανόμενων απολαβών των πληροφοριακών αναδράσεων: όχι μόνο ευνοεί τους κόμβους που εγκαθίστανται νωρίς και γίνονται γρήγορα γνωστοί αλλά επιπλέον δρα ως ένα μηχανισμός αποκλεισμού άλλων κόμβων με μη αμελητέα απόδοση.

Τελικά, όπως φαίνεται στη Εικόνα 4.8, νέοι κόμβοι (δεξιά του $t = 0$) μπορούν επιτυχώς να φτάσουν τις υψηλές θέσεις κατάταξης. Αναγκαία συνθήκη για τους νέους δικτυακούς



Εικόνα 4.7. Συσχέτιση δημοτικότητας και απόδοσης δικτυακών κόμβων.

κόμβους ούτως ώστε να επιτύχουν: να είναι ισχυρά συνδεδεμένοι με ήδη δημοφιλείς κόμβους και να έχουν υψηλή απόδοση.



Εικόνα 4.8. Συσχέτιση δημοτικότητας και ηλικίας δικτυακών κόμβων.

4.4 Επίδραση δια-στόματος μετάδοσης, εξερεύνησης, πίστης και δομής υποκείμενου δικτύου.

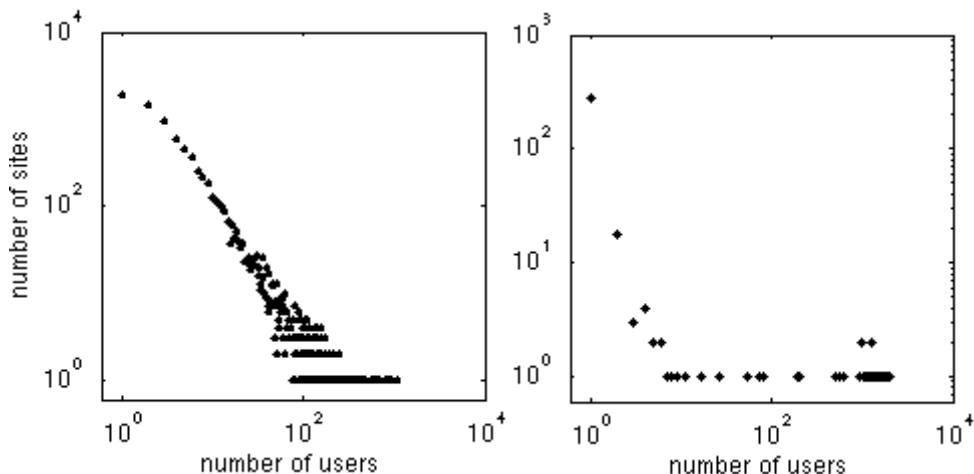
Σε αυτή την ενότητα η παραμετροποίηση του μοντέλου που έχει παρουσιαστεί μέχρι τώρα μεταβάλλεται συστηματικά. Τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά της παραμετροποίησης που περιγράφεται στον πίνακα 4.2 μεταβάλλονται και η γενική επιρροή τους στην προκύπτουσα κατανομή των μεγεθών των κόμβων περιγράφεται. Δύο στατιστικά μέτρα, ο εκθέτης του νόμου του ισχυρού, μ , και το ποσοστό των κόμβων που επισκέπτονται τουλάχιστον από ένα χρήστη σε κάθε χρονική στιγμή, γ , θα χαρακτηρίζει κάθε μεταβολή των πειραμάτων. Αν και πρόκειται για ανεπεξέργαστα στατιστικά αποκαλύπτουν πολλά για τη γενική επιρροή της μεταβολής σε ερώτηση.

4.4.1 Η σημασία της δια-στόματος μετάδοσης και της εξερεύνησης

Η ανάπτυξη του νόμου του ισχυρού στην κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων, υποδεικνύει ότι τόσο η δια-στόματος μετάδοση όσο και η εξερεύνηση παίζουν ένα σημαντικό ρόλο στην εξέλιξη των μεγεθών των κόμβων. Για να ελέγξουμε ότι και τα δύο συστατικά είναι αναγκαία για την αναπαραγωγή του νόμου του ισχυρού, εξετάσαμε δύο παραλλαγές του μοντέλου. Η πρώτη παραλλαγή εξαλείφει το μηχανισμό δια-στόματος μετάδοσης: δεν επιτρέπεται οι χρήστες να αλλάζουν πληροφορία για δικτυακούς κόμβους. Η Εικόνα 4.9α, δείχνει την κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων που παρατηρήθηκε με αυτή την υπόθεση. Αν και η κατανομή θυμίζει το νόμο του ισχυρού το αρχικό τμήμα αποκλίνει σημαντικά από αυτόν και η ουρά της κατανομής είναι πολύ πιο ομαλή από αυτή που

παρατηρείται στον παγκόσμιο ιστό (Εικ. 2.1) ή στο βασικό μοντέλο (Εικ. 4.1). Η δεύτερη παραλλαγή εξετάζει την σημασία της εξερεύνησης: οι χρήστες δεν επιτρέπεται να επισκέπτονται δικτυακούς κόμβους ακολουθώντας συνδέσμους. Όπως αποδεικνύει η Εικόνα 4.9β αυτή η παραλλαγή αποτυγχάνει να αναπαράγει το νόμο του ισχυρού, αντιθέτως, μία μικρή ομάδα κόμβων συσσωρεύει όλους τους χρήστες. Η αποτυχία αυτών των δύο παραλλαγών να αναπαράγουν το νόμο του ισχυρού υποδηλώνει ότι η δια-στόματος μετάδοση και η πλοήγηση πρέπει να συνυπάρχουν για την αναπαραγωγή του.

4.4.2 Επίδραση δια-στόματος μετάδοσης



Εικόνα 4.9. Κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων με: α. (αριστερά) ανενεργή δια-στόματος μετάδοση, και β. (δεξιά), ανενεργή πλοήγηση.

Η παράμετρος που καθορίζει την έκταση της δια-στόματος μετάδοσης είναι το α . Στην βασική παραμετροποίηση είχε τεθεί ίσο με 0.2. Εδώ μεταβάλλουμε συστηματικά το α και μελετάμε την επιρροή του στην κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων, όπως μετριέται από τον εκθέτη του νόμου του ισχυρού μ , και από το γ , το ποσοστό των κόμβων που επισκέπτονται τουλάχιστον από ένα χρήστη σε κάθε χρονική στιγμή. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στον Πίνακα 4.3.

Η μορφή της εξάρτησης των μ και γ στο α είναι φανερή. Όσο αυξάνεται η έκταση της δια-στόματος μετάδοσης ο εκθέτης της κατανομής του ισχυρού μειώνεται, περισσότεροι κόμβοι με μεγάλο μέγεθος αναπτύσσονται και επιβιώνουν. Για $\alpha < 0.05$ η κατανομή των μεγεθών

α	μ	γ
0.05	1.47	0.731
0.1	1.35	0.510
0.15	1.33	0.446
0.2	1.25	0.349
0.25	1.144	0.334
0.3	1.01	0.241
0.4	1.00	0.199

Πίνακας 4.3. Εξάρτηση των μ και γ στη δια-στόματος μετάδοση.

των δικτυακών κόμβων είναι αρκετά κοίλη για να προσεγγίζει το νόμο του ισχυρού. Παρόμοια και το γ εξαρτάται ισχυρά από το a . Όσο το a αυξάνεται, το γ μειώνεται, λιγότεροι κόμβοι δέχονται επισκέψεις. Τελικά η δια-στόματος μετάδοση εμφανίζεται να είναι μια ισχυρά συσσωρευτική δύναμη: όσο η έκτασή της αυξάνεται οι χρήστες συναθροίζονται σε όλο και λιγότερους κόμβους.

4.4.3 Επίδραση της εξερεύνησης

Οι χρήστες πληροφορούνται για νέους κόμβους μέσω της δια-στόματος μετάδοσης και της εξερεύνησης. Συνεπώς, η έκταση της πλοήγησης, δηλ. ο αριθμός των κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες σε κάθε χρονική στιγμή ακολουθώντας συνδέσμους, d , συνδέεται άμεσα με τον αριθμό των καινούριων κόμβων που οι χρήστες επισκέπτονται και αποτιμούν ούτως ώστε να τους συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους. Κατά κάποιο τρόπο, το d υποδηλώνει το μέγεθος της πληροφορίας που μεταφέρεται πάνω από το δίκτυο των κόμβων. Στον Πίνακα 4.4 συνοψίζεται η εξάρτηση των μ και γ στο d (d ίσο με 0.5 και 0.75 υποδηλώνει ότι κάθε χρήστης επισκέπτεται 0.5 και 0.75 δικτυακούς κόμβους σε κάθε χρονική στιγμή κατά μέσο όρο μέσω εξερεύνησης).

Όπως είναι φανερό, το γ εξαρτάται ισχυρά από το d : όσο το d αυξάνεται περισσότεροι κόμβοι δέχονται επισκέψεις. Από την άλλη πλευρά η εξάρτηση του μ στο d δεν είναι πολύ καθαρή. Πρώτον, για μικρές τιμές του d , (≤ 1), ο εκθέτης του νόμου του ισχυρού μ αυξάνεται

d	μ	γ
0.5	1.11	0.17
0.75	1.19	0.191
1	1.28	0.286
U[1 2]	1.25	0.35
U[1 3]	1.27	0.384

Πίνακας 4.4. Εξάρτηση των μ και γ στην πλοήγηση.

με το d : όταν οι χρήστες επισκέπτονται περισσότερους κόμβους μέσω πλοήγησης λιγότερο δημοφιλείς κόμβοι αναπτύσσονται και επιβιώνουν. Ωστόσο, για μεγάλες τιμές του d , (≥ 1), το μ παραμένει κοντά σε μία σταθερή τιμή με μικρές διακυμάνσεις. Φαίνεται, ότι υπάρχει μία οριακή τιμή που για μικρότερες τιμές του d ο εκθέτης αυξάνεται και για μεγαλύτερες ο εκθέτης διακυμαίνεται γύρω από μια σταθερή τιμή. Συνεπώς υπάρχει ένα διάστημα τιμών του d που δεν επηρεάζει τον εκθέτη του νόμου του ισχυρού.

4.4.4 Επίδραση της πίστης των χρηστών.

Στο μοντέλο, οι χρήστες του παγκοσμίου ιστού είναι πιστοί στους κόμβους που απαρτίζουν το χαρτοφυλάκιό τους. Ένας καινούριος κόμβος θα συμπεριληφθεί στο χαρτοφυλάκιο ενός χρήστη μόνο αν ο χρήστης λάβει υψηλή ωφέλεια από αυτόν τον κόμβο για ένα μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Πιο συγκεκριμένα, οι χρήστες συγκρατούν ένα δικτυακό κόμβο και τον συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιό τους μόνο αν λάβουν υψηλή ωφέλεια μετά από λ επισκέψεις κατά την διάρκεια s χρονικών στιγμών. Στον Πίνακα 4.5 συνοψίζουμε την εξάρτηση των μ και γ στο λ .

Όσο περισσότερο πιστοί είναι οι χρήστες τόσο αυξάνονται τα μ και γ , λιγότεροι κόμβοι με μεγάλη δημοτικότητα αναπτύσσονται και περισσότεροι κόμβοι δέχονται επισκέψεις. Για λ ομοιόμορφα κατανομημένο μεταξύ 1 και τιμές μεγαλύτερες του 7, η προκύπτουσα κατανομή

λ	μ	γ
U[1, 3]	1.15	0.25
U[1, 4]	1.19	0.29
U[1, 5]	1.25	0.359
U[1, 6]	1.28	0.539
U[1, 7]	1.57	0.75

Πίνακας 4.5. Εξάρτηση των μ και γ στην πίστη των χρηστών.

είναι αρκετά κοίλη για να προσεγγίζεται από το νόμο του ισχυρού. Ωστόσο, όσο το λ αυξάνεται περαιτέρω, λιγότερο δημοφιλής κόμβοι αναπτύσσονται και περισσότεροι κόμβοι δέχονται επισκέψεις, η τάση για διασπορά παραμένει. Από την άλλη πλευρά, για μικρές τιμές του λ (ίσο του 1 ή $\sim U[1,2]$) το μοντέλο αποδείχθηκε μη σταθερό με την έννοια ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού αλλά ο εκθέτης αυξάνεται με το χρόνο.

4.4.5 Επίδραση του υποκείμενου δικτύου κόμβων

Όπως σημειώσαμε παραπάνω, στα πειράματα που πραγματοποιήσαμε, οι δικτυακοί κόμβοι με το μεγαλύτερο μέγεθος ανήκουν σε μικρές ομάδες συν-εξελισσόμενων κόμβων. Αυτό το χαρακτηριστικό ερμηνεύτηκε με αναφορά στην ύπαρξη γειτονιών ισχυρά συνδεδεμένων κόμβων. Στο WS μοντέλο το οποίο χρησιμοποιήσαμε για να αναπαραστήσουμε το δίκτυο των κόμβων, ένα μεγάλο μέρος των συνδέσμων είναι τοπικοί, πιο συγκεκριμένα οι σύνδεσμοι είναι τοπικοί με πιθανότητα β , και απομακρυσμένοι με πιθανότητα $1 - \beta$. Επομένως, το β είναι ισχυρά συνδεδεμένο με την παρουσία γειτονιών στο δίκτυο των κόμβων. Ένα μέτρο της έκτασης της ομαδοποίησης των κόμβων είναι ο *συντελεστής ομαδοποίησης*. Όσον αφορά το δίκτυο των συνδέσμων, ο συντελεστής ομαδοποίησης υποδηλώνει το βαθμό με τον οποίο το σύνολο των κόμβων που «δείχνει» ένας κόμβος j συνδέονται μεταξύ τους και επομένως είναι ένα μέτρο του αριθμού των κλίκων του δικτύου. Όπως οι Kleinberg κ. α. παρατήρησαν [47], οι κλίκοι είναι ένα βασικό χαρακτηριστικό του γράφου του παγκόσμιου ιστού. Αλλά πως επηρεάζει η ύπαρξη κλίκων και ισχυρά συνδεδεμένων γειτονιών την κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων;

Αυτό μπορεί να εξεταστεί εύκολα στο μοντέλο μεταβάλλοντας απλά μία μοναδική μεταβλητή. Η παράμετρος β_s καθορίζει την έκταση της ομαδοποίησης των κόμβων: $\beta_s = 0$ αντιστοιχεί σε ένα δίκτυο που οι γειτονίες επικρατούν, ενώ $\beta_s = 1$ αντιστοιχεί σε ένα δίκτυο που οι γειτονίες απουσιάζουν. Στον Πίνακα 4.6 συνοψίζουμε την εξάρτηση του εκθέτη του νόμου του ισχυρού, μ , και του ποσοστού των κόμβων που επισκέπτονται τουλάχιστον από ένα χρήστη σε κάθε χρονική στιγμή, γ , στο β_s .

β_s	μ	γ
0.2	1.05	0.278
0.3	1.25	0.359
0.4	1.27	0.419
0.5	1.37	0.505
0.6	1.36	0.493
0.7	1.50	0.582
0.8	1.51	0.622

Πίνακας 4.6. Εξάρτηση των μ και γ στη πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών στο δίκτυο μικρού-κόσμου των κόμβων.

Όσο το β_s αυξάνεται τα μ και γ αυξάνονται, λιγότερο δημοφιλή κόμβοι αναπτύσσονται και περισσότεροι κόμβοι δέχονται επισκέψεις. Αυτό υποδεικνύει ότι γειτονίες ισχυρά συνδεδεμένων κόμβων (μεγάλο β_s) έχουν την τάση να συσσωρεύουν χρήστες. Δηλαδή, όταν οι δικτυακοί κόμβοι σχηματίζουν γειτονίες, οι χρήστες συγκεντρώνονται όλο και περισσότερο σε γειτονικούς κόμβους. Για $\beta_s < 0.2$ ένας μικρός αριθμός κόμβων κυριαρχεί και η κατανομή δεν προσεγγίζεται από το νόμο του ισχυρού, ενώ για $\beta_s > 0.8$ το αρχικό τμήμα της κατανομής αποκλίνει σημαντικά από το νόμο του ισχυρού.

Εκτός του βαθμού ομαδοποίησης, του υποκείμενου δικτύου των συνδέσμων ένα ακόμα χαρακτηριστικό του είναι ο μέσος βαθμός συνδεσιμότητας των κόμβων. Στο μοντέλο WS η κατανομή του βαθμού των κόμβων είναι παρόμοια της κατανομής ενός τυχαίου γράφου: παρουσιάζει μία κορυφή στο $\langle k \rangle$ και μειώνεται εκθετικά για μεγάλο k . Επομένως η παράμετρος που καθορίζει το βαθμό συνδεσιμότητας των κόμβων στο δίκτυο μικρού-κόσμου είναι η k_s . Ο Πίνακας 4.7 συνοψίζει την επιρροή του k_s στα μ και γ .

k_s	μ	γ
10	0.95	0.165
14	1.01	0.226
18	1.08	0.248
22	1.15	0.287
26	1.22	0.343
30	1.25	0.359
34	1.34	0.383
38	1.18	0.385
42	1.32	0.332
46	1.35	0.51

Πίνακας 4.7. Εξάρτηση των μ και γ στο μέσο βαθμό συνδεσιμότητας των κόμβων.

Η αύξηση του k_s έχει σαν αποτέλεσμα την εμφάνιση λιγότερο δημοφιλών κόμβων και μεγαλύτερο αριθμό κόμβων που δέχονται επισκέψεις. Οι χρήστες είναι σε θέση να εξερευνήσουν και επισκεφθούν περισσότερους κόμβους. Ωστόσο, για $k_s > 34$ η επιρροή περιορίζεται.

4.5 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο δείξαμε ότι το «απλοϊκό» μοντέλο που περιγράψαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού και ότι τόσο η δια-στόματος μετάδοση όσο και η εξερεύνηση είναι αναγκαίες για την ανάπτυξή του. Η επίδραση μίας σειράς χαρακτηριστικών, συγκεκριμένα των δια-στόματος μετάδοσης, εξερεύνησης, πίστης και δομής δικτύου κόμβων, στην προκύπτουσα κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων μελετήθηκε συστηματικά. Η συμπεριφορά του μοντέλου αποδείχθηκε σταθερή με την έννοια ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού για ένα μεγάλο εύρος τιμών παραμέτρων. Η εργασία μας παρέχει μία ισχυρή υποστήριξη στον ισχυρισμό ότι μία εύλογη εξήγηση των φαινομένων συσσώρευσης του παγκοσμίου ιστού μπορεί να βασιστεί στις υποθέσεις των αυξανόμενων απολαβών και δικτύων διήθησης με τυχαίους συνδέσμους.

Ωστόσο, πρέπει να σημειώσουμε, ότι μία από τις υποθέσεις που κάναμε είναι μη αληθοφανής, και φυσικά μπορεί να επηρεάζει τα αποτελέσματα. Το υποκείμενο δίκτυο των κόμβων του παγκοσμίου ιστού αναπαραστέθηκε από μία δομή μικρού-κόσμου στην οποία οι περισσότεροι κόμβοι έχουν σχεδόν τον ίδιο βαθμό συνδεσιμότητας. Πρόσφατα, οι Broder κ. α. [28], αποκάλυψαν μία πιο λεπτομερή και περίπλοκη εικόνα της τοπολογίας του γράφου του παγκόσμιου ιστού, πολύ πλουσιότερη από μία δομή μικρού-κόσμου. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά αυτής της τοπολογίας είναι η κατανομή του βαθμού συνδεσιμότητας των κόμβων: τόσο η κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων όσο και εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο ακολουθούν το νόμο του ισχυρού [28]. Υπάρχουν λίγοι κόμβοι που έχουν μεγάλο αριθμό εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ενώ οι περισσότεροι κόμβοι δείχνουν και δείχνονται από ένα μικρό αριθμό κόμβων. Ως αποτέλεσμα οι χρήστες επισκέπτονται πιο συχνά μέσο πλοήγησης κόμβους με μεγάλο αριθμό εισερχόμενων συνδέσμων. Δεδομένης της σημασίας της πλοήγησης, είναι φυσιολογικό να υποθέσει κάποιος ότι το μοντέλο θα συμπεριφέρεται διαφορετικά με μία δομή δικτύου πλησιέστερη αυτής που παρατηρείται στον παγκόσμιο ιστό. Στο επόμενο κεφάλαιο αναπαράγουμε μία τέτοια δομή και εξετάζουμε τη συμπεριφορά του μοντέλου κάτω από αυτές τις συνθήκες.

Κεφάλαιο 5

5 Δίκτυο κόμβων

5.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο 2 αναφέραμε πρόσφατες μελέτες που υποδεικνύουν ότι η μακροσκοπική δομή του γράφου του παγκόσμιου ιστού είναι πολύ πιο περίπλοκη από μία δομή μικρού-κόσμου σε δύο σημεία. Πρώτον, ο αριθμός των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο κατανέμεται σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού [2, 4]. Δεύτερον, ο γράφος του παγκόσμιου ιστού εμφανίζεται τοπικά δομημένος.

Το δίκτυο που συνδέει τους δικτυακούς κόμβους αναπτύσσεται και εξελίσσεται από τοπικά γεγονότα – με την έννοια ότι η διαδικασία που οδηγεί την ανάπτυξη του δικτύου είναι ισχυρά αποκεντροποιημένη. Επομένως ο νόμος του ισχυρού πρέπει να προκύπτει από το άθροισμα τοπικών γεγονότων. Όπως σημειώσαμε στο κεφάλαιο 2, η συνεχώς αναπτυσσόμενη φύση των δικτύων (τα δίκτυα συνεχώς επεκτείνονται με την προσθήκη καινούριων κόμβων) και η προνομιακή προσάρτηση των ακμών σε ήδη ισχυρά συνδεδεμένους κόμβους, είναι ικανές για την αναπαραγωγή του νόμου του ισχυρού στη κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων ακμών ανά κόμβο. Επιπλέον, η προνομιακή προσάρτηση, σε συνδυασμό με πολλές άλλες μικροσκοπικές διαδικασίες που έχουν παρατηρηθεί σε δίκτυα όπως, αρχική ελκυστικότητα, αρχική δραστικότητα και, επιδεξιότητα των κόμβων να ανταγωνίζονται για εισερχόμενες ακμές αναπαράγουν κατανομές σύμφωνες με το νόμο του ισχυρού.

Στην επόμενη ενότητα, παίρνουμε ιδέες από την ανάπτυξη των δικτύων απύσης κλίμακας για να σχεδιάσουμε ένα κατευθυνόμενο δίκτυο που ενσωματώνει τα περισσότερα από τα χαρακτηριστικά που αναφέραμε στο υποκεφάλαιο 2.5.1. Ο αντικειμενικός σκοπός είναι να παράγουμε ένα δίκτυο με βαθμούς συνδεσιμότητας κατανεμημένους σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού για να αναπαραστήσουμε το υποκείμενο δίκτυο των δικτυακών κόμβων και να εξετάσουμε την αληθοφάνεια των αποτελεσμάτων που αποκομίσαμε από προγενέστερες προσομοιώσεις και παρουσιάσαμε στο κεφάλαιο 4, υπό το φως μίας νέας υπόθεσης, που εμπλέκει ένα υποκείμενο δίκτυο κόμβων που είναι κοντινότερο στον γράφο του παγκόσμιου ιστού.

5.2 Δημιουργία δικτύου.

Προς το σκοπό της δημιουργίας ενός δικτύου «πλησιέστερου» στον γράφο του παγκόσμιου ιστού, τουλάχιστον όσον αφορά τις κατανομές των εισερχόμενων και

εξερχόμενων ακμών ανά κόμβο, πρέπει να λάβουμε υπόψη μας τα παρακάτω χαρακτηριστικά.

(i). *Κατευθυνόμενοι σύνδεσμοι*: Το δίκτυο των ιδεατών τοποθεσιών του παγκοσμίου ιστού παριστά ένα κατευθυνόμενο γράφο όπου οι κόμβοι αντιστοιχούν στους δικτυακούς κόμβους και οι ακμές αντιστοιχούν στους συνδέσμους μεταξύ αυτών.

(ii). *Προσθήκη νέων κόμβων*: Το δίκτυο των ιδεατών τοποθεσιών επεκτείνεται συνεχώς με την προσθήκη νέων κόμβων. Όταν ένας καινούριος κόμβος προστίθεται, δημιουργεί ένα αριθμό συνδέσμων που δείχνουν σε ήδη υπάρχων κόμβους.

(iii). *Προσθήκη νέων συνδέσμων*: Νέοι σύνδεσμοι μεταξύ ήδη υπάρχων τοποθεσιών δημιουργούνται συνεχώς.

(iv). *Αναδρομολόγηση ήδη υπάρχων συνδέσμων*: Ήδη υπάρχων σύνδεσμοι αναδρομολογούνται.

(v). *Προνομακή προσάρτηση και προνομακή δραστηριότητα*: Αυτές οι ιδιότητες περιγράφουν την πιθανότητα ότι ένας μόλις δημιουργημένος σύνδεσμος θα ξεκινάει από έναν συγκεκριμένο κόμβο και θα καταλήγει σε έναν άλλο. Με τον όρο προνομακή προσάρτηση υπονοείται ότι ένας μόλις δημιουργημένος σύνδεσμος θα καταλήγει σε έναν κόμβο με πιθανότητα ανάλογη του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων. Με τον όρο προνομακή δραστηριότητα υπονοείται ότι ένας κόμβος δημιουργεί συνδέσμους με πιθανότητα ανάλογη του αριθμού των εξερχόμενων κόμβων.

Ένα εγγενές μοντέλο δικτύου πρέπει να ενσωματώνει αυτές τις ιδιότητες. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά εμφανίζονται να είναι βασικά συστατικά της διαδικασίας που καθοδηγεί την ανάπτυξη του δικτύου και έχει αποδειχθεί ότι κάθε μία από αυτές επηρεάζει την τοπολογική δομή του. Συγκεκριμένα, η Tadic [72], πρότεινε ένα μοντέλο με όλα τα παραπάνω χαρακτηριστικά εκτός της ιδιότητας (iii), και έδειξε ότι το μοντέλο προσομοιώνει το γράφο του παγκόσμιου ιστού τουλάχιστον σε σχέση με τις κατανομές του αριθμού των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο. Επιπλέον, οι Krapivsky κ. α. [53] μελετήσανε ένα μοντέλο δικτύου που δεν περιλαμβάνει την ιδιότητα (iv). Βρήκαν ότι και αυτό το μοντέλο αναπαράγει παρόμοιες κατανομές εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων. Το μοντέλο που θα χρησιμοποιήσουμε και περιγράψουμε στη συνέχεια ενσωματώνει τις ιδιότητες (i) – (v), αν και είναι απλουστευμένο σε σύγκριση με τα μοντέλα που αναφέραμε παραπάνω. Εν τούτοις, εξυπηρετεί το σκοπό μας από δύο πλευρές. Πρώτον, δεν αυξάνει την πολυπλοκότητα του μοντέλου μας αφού εισάγει μόνο μία πρόσθετη παράμετρο. Δεύτερον, αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στη κατανομή των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο.

Η ανάπτυξη του δικτύου καθορίζεται από τους παρακάτω κανόνες.

(i). *Ανάπτυξη και ανα-διευθέτηση σε διακριτές χρονικές στιγμές*. Σε κάθε χρονική στιγμή ένας αριθμός δικτυακών κόμβων προστίθενται και ένας αριθμός συνδέσμων κατανέμεται μεταξύ ήδη υπάρχων κόμβων.

(ii). *Δημιουργία νέων κόμβων.* Σε κάθε χρονική στιγμή ένας αριθμός από καινούριους κόμβους προστίθενται στο δίκτυο με γραμμικό ρυθμό l_s . Οι καινούριοι κόμβοι δημιουργούν άμεσα m συνδέσμους που δείχνουν σε ήδη υπάρχων κόμβους. Ο κόμβος κατάληξης j του κάθε συνδέσμου επιλέγεται με πιθανότητα Π_{in} ανάλογη του αριθμού των εισερχόμενων κόμβων k_{in}^j ,

$$\Pi_{in}(k_{in}^j) = \frac{1 + k_{in}^j}{\sum_{i=1}^{N(t)} (1 + k_{in}^i)}$$

Όπου το 1 είναι η αρχική ελκυστικότητα του κόμβου και $N(t)$ είναι ο συνολικός αριθμός δικτυακών κόμβων τη χρονική στιγμή t .

(iii). *Δημιουργία νέων συνδέσμων.* Σε κάθε χρονική στιγμή m σύνδεσμοι κατανέμονται μεταξύ ήδη υπάρχων κόμβων. Ο κόμβος εκκίνησης i επιλέγεται με πιθανότητα Π_{out} του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων k_{out}^i και του m ,

$$\Pi_{out}(k_{out}^i) = \frac{1 + k_{out}^i}{\sum_{w=1}^{N(t)} (1 + k_{out}^w)}$$

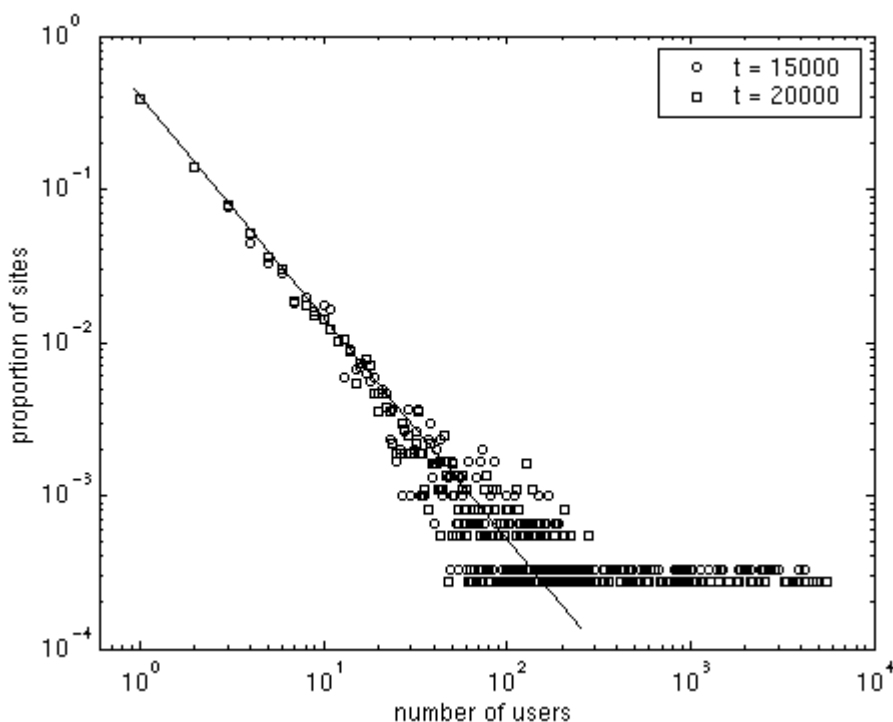
Όπου το 1 είναι η αρχική δραστηριότητα του κόμβου. (το m συμπεριλαμβάνεται στη παραπάνω σχέση για να ελέγχεται ο αριθμός των κόμβων που δημιουργούνται σε κάθε χρονική στιγμή). Ο κόμβος κατάληξης του κάθε συνδέσμου επιλέγεται με πιθανότητα Π_{in} .

(iv). *Αναδρομολόγηση συνδέσμων.* Σε κάθε χρονική στιγμή m σύνδεσμοι αναδρομολογούνται. Ένας κόμβος j επιλέγεται τυχαία με πιθανότητα Π_{out} ανάλογη του αριθμού των εξερχόμενων κόμβων και ένα από τους εξερχόμενους του συνδέσμου επιλέγεται τυχαία. Στη συνέχεια ο επιλεγμένος σύνδεσμος αφαιρείται και αντικαθίσταται από ένα καινούριο σύνδεσμο που δείχνει σε έναν άλλο κόμβο επιλεγμένος με πιθανότητα Π_{in} , ανάλογη του αριθμού των εξερχόμενων κόμβων. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται m φορές.

5.3 Αθροιστική Δυναμική: κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων.

Χρησιμοποιήσαμε την άνω περιγραφέν διαδικασία για να δημιουργήσουμε το υποκείμενο δίκτυο των κόμβων. Νέοι κόμβοι εισάγονται στη προσομοίωση με έναν σταθερό ρυθμό και η εξέλιξη του δικτύου καθορίζεται από τους παραπάνω κανόνες. Το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των μεγεθών των κόμβων όπως φαίνεται στην Εικόνα 5.1. Η πιθανότητα $P(u)$ ότι ένας κόμβος επισκέπτεται από u χρήστες κατά τη διάρκεια μίας χρονικής στιγμής φθίνει σύμφωνα με το νόμο του ισχυρού, $P(u) \sim u^{-\mu}$, με εκθέτη $\mu = 1.4$. Η παραμετροποίηση του πειράματος συνοψίζονται στον Πίνακα 5.1.

Αφού ο νόμος του ισχυρού που παρατηρείτε στον παγκόσμιο ιστό περιγράφει διαφορετικά σύνολα δεδομένων σε διαφορετικά στάδια της εξέλιξής του ένα ακριβές μοντέλο



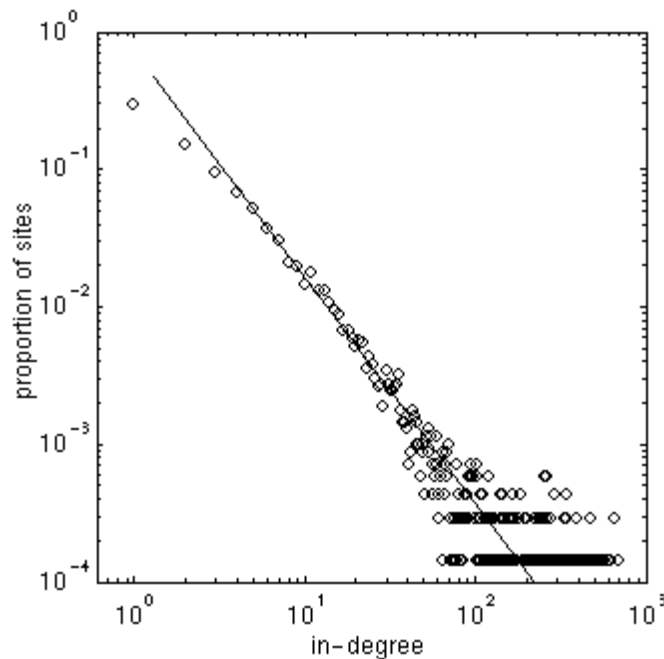
Εικόνα 5.1. Κατανομή των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές $t = 15000$ (κύκλοι) και $t = 20000$ (τετράγωνα). Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 1.4.

πρέπει να αναπαράγει μία κατανομή ανεξάρτητη του χρόνου και του μεγέθους. Πραγματικά, όπως επιδεικνύει η εικόνα 5.1, η προκύπτουσα κατανομή είναι ανεξάρτητη του χρόνου (και επομένως και του μεγέθους) υποδεικνύοντας ότι το σύστημα οργανώνεται σε μία απύσσης κλίμακας σταθερή κατάσταση.

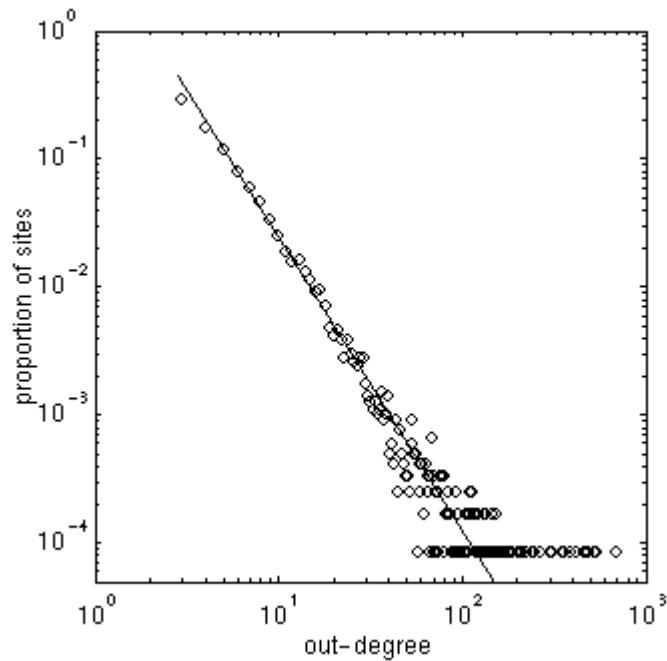
Οι κατανομές του αριθμού των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ακολουθούν επίσης το νόμο του ισχυρού με εκθέτες 1.6 και 2.1 αντίστοιχα (Εικ. 5.2 και Εικ. 5.3).

Παράμετρος	Τιμή
αρχικός αριθμός χρηστών, U_0	4,000
αρχικός αριθμός δικτυακών κόμβων, S_0	2,000
γραμμικός ρυθμός ανάπτυξης χρηστών, l_u	1
γραμμικός ρυθμός ανάπτυξης δικτυακών κόμβων, l_s	0.5
διάστημα απόδοσης, R	[1, 8]
μήκος χαρτοφυλακίου επιλογής, lp	15
αριθμός κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες από το χαρτοφυλάκιό τους, ν	4
αριθμός φορών που οι χρήστες επισκέπτονται έναν κόμβο και υπολογίζουν ότι προσφέρει υψηλή απόδοση πριν το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους, λ	U[1, 5]
χρονικό διάστημα που οι χρήστες πρέπει να επισκεφθούν έναν κόμβο λ φορές και να υπολογίσουν ότι προσφέρει υψηλή απόδοση πριν το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους, s	100
ποσοστό χρηστών που ρωτάνε άλλους χρήστες να προτείνουν ένα κόμβο, α	0.2
αριθμός κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες ακολουθώντας συνδέσμους, d	U[1, 2]
διασπορά κανονικής κατανομής στη συνάρτηση ωφέλειας, σ_{ob}	1
μέσος βαθμός συνδεσιμότητας του δικτύου των χρηστών (WS μοντέλο), k_s	10
πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών στο δίκτυο των χρηστών (WS), β_s	0.1
αριθμός κόμβων και συνδέσμων που προστίθενται και αναδρομολογούνται , m	3

Πίνακας 5.1. Παραμετροποίηση πειράματος

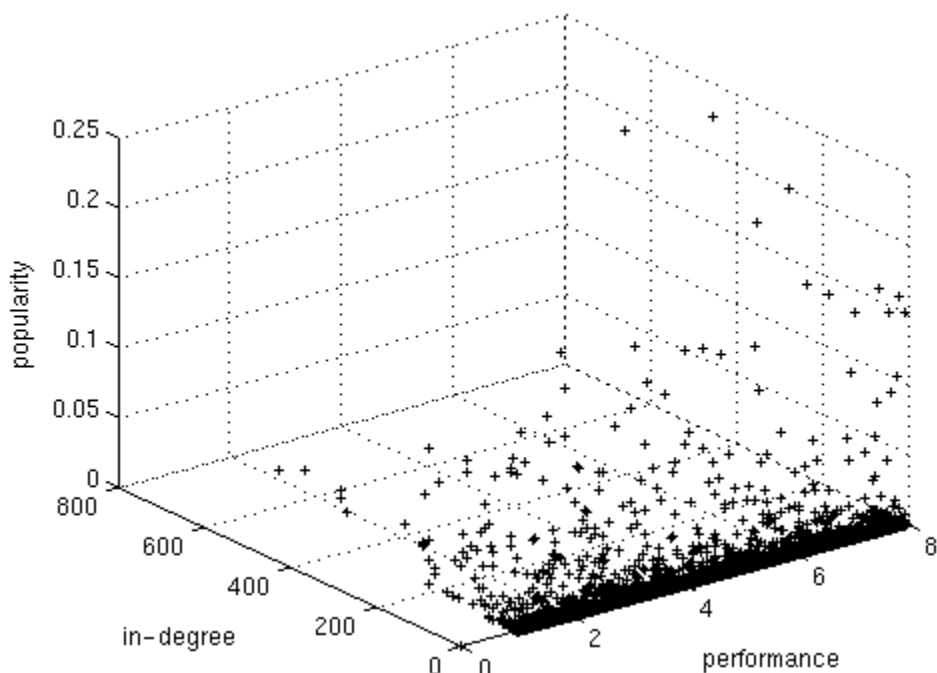


Εικόνα 5.2. Κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων ανά δικτυακό κόμβο . Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 1.6.



Εικόνα 5.3. Κατανομή του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσεων ανά δικτυακό κόμβο . Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 2.1.

Ένα πολύ ενδιαφέρον αποτέλεσμα προέρχεται από την παρατήρηση του συσχετισμού της δημοτικότητας, του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσεων και της απόδοσης των δικτυακών κόμβων. Κάποιος θα περίμενε ότι οι πιο δημοφιλείς κόμβοι θα πρέπει να έχουν υψηλή απόδοση και μεγάλο αριθμό εισερχόμενων συνδέσεων. Πραγματικά, αυτή είναι η κατάσταση όπως φαίνεται στην εικόνα 5.4. Ωστόσο, σε πολλές περιπτώσεις, κόμβοι με σχετικά μικρή απόδοση και αριθμό εισερχόμενων συνδέσεων αποδείχτηκαν πολύ πιο ελκυστικοί από κόμβους με υψηλή απόδοση και μεγάλο αριθμό εισερχόμενων συνδέσεων. Φανερά, κάποια αρχή δουλεύει υπόγεια, “οι κόμβοι ανταμείβονται με σχετική απόδοση αντί για απόλυτη απόδοση” όπως οι Adamic και Huberman σημειώνουν στο [4].



Εικόνα 5.4. Συσχέτιση δημοτικότητας, απόδοσης και αριθμού εισερχόμενων συνδέσμων δικτυακών κόμβων.

5.4 Συμπεράσματα

Δείξαμε ότι το μοντέλο μας αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων όταν ενσωματώνει ένα μοντέλο δικτύου που προσομοιώνει καλύτερα το γράφο του παγκόσμιου ιστού. Όπως επιβεβαιώσαμε ύστερα από μία σειρά πειραμάτων η συμπεριφορά του μοντέλου ήταν σταθερή με την έννοια ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού για ένα μεγάλο εύρος του χώρου των παραμέτρων.

Τελικά, μπορούμε να καταλήξουμε στα επόμενα συμπεράσματα. Πρώτον, το κυριότερο χαρακτηριστικό του προηγούμενου κεφαλαίου δεν ήταν ένα τεχνούργημα δημιουργημένο από τη δομή μικρού-κόσμου που αναπαριστούσε το δίκτυο των κόμβων. Δεύτερον, μία νέα σειρά πειραμάτων απέδειξε πάλι, ότι η ανάπτυξη των δικτυακών κόμβων δεν είναι μόνο το αποτέλεσμα των ενυπάρχων διαφορών μεταξύ των δικτυακών κόμβων, άλλα επίσης και το αποτέλεσμα ενός συνόλου αθροιστικών διαδικασιών, οι οποίες εμπλέκουν κάποιες μορφές αυξανόμενων απολαβών, δηλ. *δια-στόματος μετάδοσης θετικές αναδράσεις και συνδέσμους δημιουργημένους από την πλοήγηση των χρηστών*.

Αν και τα παραπάνω συμπεράσματα φαίνονται ελπιδοφόρα όσον αφορά την κατανόηση της διαδικασίας που καθορίζει την εξέλιξη του παγκόσμιου ιστού, αλλά υποδεικνύουν ότι αυτός είναι ένας τρόπος για να μελετήσουμε την πολυπλοκότητά του. Αν και αυτό είναι ένα σημαντικό εύρημα από μόνο του, αφού είναι η μόνη μελέτη που επιχειρεί να μοντελοποιήσει τον παγκόσμιο ιστό ως ένα αποκεντροποιημένο αλληλεπιδρών σύστημα, η προσέγγιση μας φαίνεται περισσότερο στατική παρά δυναμική. Στην εκδοχή του μοντέλου που έχουμε

μελετήσει μέχρι τώρα, έχουμε κάνει υπερ-απλουστευμένες υποθέσεις όσον αφορά την συμπεριφορά των δικτυακών κόμβων.

Έχει υποθεθεί ότι οι δικτυακοί κόμβοι έχουν μία σταθερή τιμή απόδοσης και η διαδικασία της δημιουργίας συνδέσμων δεν καθορίζεται από τους ίδιους τους κόμβους αλλά είτε από μία δομή μικρού-κόσμου στο κεφάλαιο τρία είτε από ένα δίκτυο απώσης κλίμακας στο κεφάλαιο 4. Η πρόκληση τώρα είναι να μοντελοποιηθεί ο παγκόσμιος ιστός σαν ένα *πολύπλοκο αυτο-οργανωτικό σύστημα*, δηλ. ένα σύστημα στο οποίο οι κανονικότητες σχηματίζονται από τις αλληλεπιδράσεις ενός μεγάλου αριθμού σχετικά ανεξάρτητων κομματιών που είναι συνδεδεμένα και αλληλεπιδρών. Όμως, το μοντέλο που έχουμε μελετήσει μέχρι τώρα δεν μπορεί να χαρακτηριστεί από αυτές τις ιδιότητες κυρίως γιατί οι πράκτορες που αναπαριστούν τους δικτυακούς κόμβους δεν είναι ούτε αλληλεπιδρών ούτε ιδιαίτερα ενεργοί. Προς ένα πιο ρεαλιστικό αυτο-οργανωτικό μοντέλο του παγκόσμιου ιστού, περιγράφουμε στο επόμενο κεφάλαιο μία νέα έκδοση του μοντέλου μας όπου οι δικτυακοί κόμβοι αποκτούν δυναμική συμπεριφορά. Για την επίτευξη αυτού του στόχου, επιχειρούμε να μοντελοποιήσουμε τη συμπεριφορά των δικτυακών κόμβων του παγκόσμιου ιστού όσον αφορά την ολική ποιότητά τους και τη δημιουργία εξερχόμενων συνδέσμων.

Κεφάλαιο 6

6 Δυναμική Συμπεριφορά Κόμβων

6.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο επεκτείνουμε το μοντέλο μας ούτως ώστε να ενσωματώνει στοιχεία στρατηγικής συμπεριφοράς στη δράση των δικτυακών κόμβων του παγκοσμίου ιστού. Επιπλέον, υποθέτουμε ότι οι δικτυακοί κόμβοι έρχονται σε διαφορετικές κατηγορίες περιεχομένου. Φυσιολογικά, οι χρήστες έχουν προτιμήσεις για συγκεκριμένες κατηγορίες περιεχομένου και ενδιαφέρονται για δικτυακούς κόμβους που δραστηριοποιούνται σε αυτές τις κατηγορίες.

Η στρατηγική συμπεριφορά των δικτυακών κόμβων στοχεύει στην αύξηση του αριθμού των χρηστών που τους επισκέπτονται σε κάθε χρονική στιγμή. Για να το πετύχουν αυτό, κάνουν καινούριες επενδύσεις που επηρεάζουν τη χαρακτηριστική τιμή απόδοσής τους. Επιπλέον, για να βελτιώσουμε τη δυναμική του μοντέλου, υποθέτουμε ότι οι δικτυακοί κόμβοι προσθέτουν νέους συνδέσμους που ξεκινάνε από αυτούς σε τακτά χρονικά διαστήματα. Η επιλογή των καταληκτικών κόμβων γίνεται ανάλογα του αριθμού των εισερχόμενων κόμβων και της δημοτικότητας τους.

Η δομή του κεφαλαίου έχει ως εξής. Στη ενότητα 6.2 παρουσιάζουμε στοιχεία της δυναμικής συμπεριφοράς των δικτυακών κόμβων. Στην ενότητα 6.3 περιγράφουμε το βελτιωμένο μοντέλο και στην ενότητα 6.4 αναλύουμε την αθροιστική δυναμική του. Το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή των μεγεθών των δικτυακών κόμβων καθώς και άλλες ενδιαφέρουσες ιδιότητες (συσχέτιση ηλικίας-δημοτικότητας δικτυακών κόμβων, συσχέτιση ηλικίας-αριθμού εισερχόμενων συνδέσμων, κατανομή ακόλουθη του νόμου του ισχυρού στο μέγεθος των δικτυακών κόμβων κάθε κατηγορίας) που έχουν παρατηρηθεί εμπειρικά σε πολλές μελέτες του παγκόσμιου ιστού.

6.2 Θεμελίωση συμπεριφοράς

Υποθέστε έναν δικτυακό κόμβο. Ποίες είναι οι κατάλληλες ενέργειες για να συντηρήσει, και ακόμα καλύτερα αυξήσει, τη βάση χρηστών του (user base); Επιπλέον, πώς ένας δικτυακός κόμβος προχωρεί στην ενημέρωση των εξερχόμενων του συνδέσμων; Οι απαντήσεις σε αυτές τις ερωτήσεις δεν είναι ούτε απλές ούτε γενικές. Ωστόσο, μπορούμε να ισχυριστούμε ότι ένας μικρός αριθμός μηχανισμών ενσωματώνουν τα βασικά χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς των δικτυακών κόμβων.

Αρχικά οι δικτυακοί κόμβοι επιθυμούν να συντηρήσουν, και ει δυνατόν, να μεγιστοποιήσουν το μερίδιο αγοράς που έχουν σε κάθε χρονική στιγμή κατά την πορεία του

μοντέλου. Η υπόθεση είναι σωστή. Σημαντικά μερίδια αγοράς μπορούν να βοηθήσουν έναν δικτυακό κόμβο να αποκομίσει κέρδη από διαφήμιση, ή να δράσει ως ένας επικερδής ενδιάμεσος για άλλους παραγωγούς αγαθών, ή να αποκτήσει δημοτικότητα και φήμη. Πέραν αυτού, αύξηση του μεριδίου αγοράς φέρει τις συνθήκες για περαιτέρω επιτυχία: οι Adamic και Huberman ρητά δημιουργούν το σύνδεσμο μεταξύ της δημοτικότητας ενός δικτυακού κόμβου και του δυναμικού του να αυξήσει τη βάση χρηστών του: “η έκταση της διαφήμισης που ένας δικτυακός κόμβος μπορεί να πληρώσει για να προσελκύσει επιπλέον χρήστες εξαρτάται από το μέγεθος των εσόδων που δημιουργεί, και αυτά τα έσοδα διαδοχικά εξαρτώνται από τον αριθμό των χρηστών που τον επισκέπτονται” [4].

Πέρα από το μέγεθός των επενδύσεων για διαφήμιση, η συνολική ποιότητα περιεχομένου και υπηρεσιών που προσφέρει ένας δικτυακός κόμβος εξαρτάται επίσης από τους πόρους του. Θεωρήστε έναν κόμβο που προσφέρει υψηλής ποιότητας δυναμικό περιεχόμενο και πολύπλοκες υπηρεσίες. Ένας τέτοιος κόμβος πρέπει να συντηρείται από μία ομάδα προγραμματιστών που συνεχώς αλλάζουν, σβήνουν και προσθέτουν σελίδες και συνδέσμους. Επομένως, η ποιότητα ενός κόμβου και το δυναμικό του για να προσελκύσει νέους χρήστες εξαρτάται από τα έσοδα που μπορεί να παράγει, που με τη σειρά τους εξαρτώνται από τον αριθμό των χρηστών που επισκέπτονται αυτόν τον κόμβο. Αλλά πως ένας κόμβος μεταφράζει τα έσοδα σε ποιότητα. Προφανώς κάνοντας καινούριες επενδύσεις. Επενδύσεις για να βελτιώσει και ενημερώσει το περιεχόμενο που προσφέρει, επενδύσεις για να υλοποιήσει νέες πολύπλοκες υπηρεσίες και επενδύσεις για να προσελκύσει νέους χρήστες. Με λίγα λόγια, επενδύσεις για να αυξήσει την απόδοσή του.

Πως όμως συσχετίζονται οι επενδύσεις με την ωφέλεια ενός κόμβου που λαμβάνει ένας χρήστης όταν τον επισκέπτεται; Βέβαια, υψηλές επενδύσεις συνεπάγονται υψηλή ποιότητα και απόδοση, που με τη σειρά τους συνεπάγονται υψηλή λαμβανόμενη ωφέλεια για το χρήστη. Αλλά πως μπορούμε να θέσουμε σε μαθηματική μορφή αυτή τη σχέση; Υποθέστε ότι ο δικτυακός κόμβος j έχει τιμή απόδοσης r_j που καθορίζει την απόδοσή του στην πράξη. Τότε, όταν ένας χρήστης επισκέπτεται έναν δικτυακό κόμβο η ωφέλεια που λαμβάνει αντιστοιχεί στην τιμή απόδοσης του κόμβου. Βέβαια, η τιμή απόδοσης πρέπει να εξαρτάται από τη συσσώρευση των επενδύσεων που ο κόμβος έχει κάνει πριν την χρονική στιγμή της επίσκεψης του χρήστη. Προφανώς, η σχέση μεταξύ της λαμβανόμενης ωφέλειας των χρηστών και των επενδύσεων των δικτυακών κόμβων μπορεί να εκφραστεί μέσω της υπόθεσης μίας τιμής απόδοσης που οι χρήστες αντιλαμβάνονται και οι κόμβοι καθορίζουν μέσω των επενδύσεων.

Σε αυτό το κεφάλαιο, περιγράφουμε μία στρατηγική επενδύσεων των δικτυακών κόμβων με πέντε βασικά χαρακτηριστικά.

- i). Οι δικτυακοί κόμβοι αποφασίζουν να κάνουν επενδύσεις σε προκαθορισμένες χρονικές στιγμές.
- ii). Οι συσσωρευμένες επενδύσεις (επενδύσεις που έγιναν κατά τη διάρκεια ενός μεγαλύτερου χρονικού διαστήματος) υποτιμούνται με το χρόνο σύμφωνα με ένα βαθμό υποτίμησης.
- iii). Το κύριο κριτήριο για νέες επενδύσεις είναι ο ρυθμός ανάπτυξης κατά την διάρκεια ενός αριθμού χρονικών στιγμών πριν τη στιγμή της απόφασης για επένδυση. Ένας δικτυακός κόμβος με ένα μειωμένο αριθμό χρηστών για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα δεν κάνει νέες επενδύσεις. Αντίθετα, ένας δικτυακός κόμβος με ένα μειωμένο αριθμό χρηστών για ένα μικρό χρονικό διάστημα αλλά με ένα αυξανόμενο αριθμό στο πρόσφατο παρελθόν κάνει μία νέα επένδυση στοχεύοντας στην αύξηση της απόδοσής του και στην ανάκτηση των χρηστών που δεν τον

επισκέπτονται πια. Από την άλλη πλευρά ένας κόμβος που αντιλαμβάνεται ένα αυξανόμενο αριθμό χρηστών πάντα κάνει μία νέα επένδυση ούτως ώστε να αυξήσει την απόδοσή του και να προσελκύσει νέους χρήστες.

- iv). Ο ρυθμός ανάπτυξης των κόμβων δεν είναι το μοναδικό δεδομένο στην διαδικασία απόφασης για επενδύσεις. Κόμβοι που είναι δημοφιλείς και κόμβοι που λαμβάνουν ένα μικρό αριθμό επισκεπτών δρουν διαφορετικά. Συγκεκριμένα, νέοι δικτυακοί κόμβοι που δεν είναι πολύ δημοφιλής κάνουν μεγάλες επενδύσεις όσο αντιλαμβάνονται ότι η βάση χρηστών τους μεγαλώνει. Το κίνητρο πίσω από αυτό είναι η προθυμία των δικτυακών κόμβων να προσελκύσουν νέους χρήστες. Το ποσό των επενδύσεων που γίνονται από αυτούς τους κόμβους είναι ανάλογο του ρυθμού ανάπτυξής τους: ο μεγαλύτερος ο ρυθμός ανάπτυξης, οι μεγαλύτερες οι επενδύσεις που κάνουν οι δικτυακοί κόμβοι. Από την άλλη πλευρά κομβοί οι οποίοι είναι ήδη δημοφιλής κάνουν επενδύσεις πρώτα για να συντηρήσουν την απόδοσή τους και στη συνέχεια για να την αυξήσουν σκοπεύοντας να προσελκύσουν νέους χρήστες και να μεγεθύνουν περισσότερο τη βάση χρηστών τους. Επομένως, το ποσό των επενδύσεων που γίνονται από ήδη δημοφιλής κόμβους είναι ανάλογο της μείωσης των συσσωρευμένων επενδύσεων - οι επενδύσεις υποτιμούνται με το χρόνο και επομένως επενδύσεις που έγιναν στο παρελθόν χάνουν την αξία τους, συνεπώς, αν ένας δικτυακός κόμβος θέλει να διατηρήσει την απόδοσή του πρέπει να κάνει επενδύσεις που συμπληρώνουν το κενό αυτής της μείωσης.
- v). Ωστόσο, οι επενδύσεις που γίνονται από δημοφιλής κόμβους δεν συνεπάγονται πάντα αύξηση της απόδοσης. Οι δικτυακοί κόμβοι που είναι δημοφιλής και έχουν υψηλή απόδοση προσφέρουν υψηλής ποιότητας περιεχόμενο και/ή πολύπλοκες υπηρεσίες. Δηλαδή, προσφέρουν ένα μεγάλο αριθμό από πληροφοριακά αγαθά. Ωστόσο, όπως παρατηρήθηκε από τους MacKie-Mason κ. α. η παροχή ενός μεγάλου αριθμού πληροφοριακών αγαθών μπορεί να φέρει στην επιφάνεια δύο μορφές κόστους αντιλαμβανόμενες από τον χρήστη, *κόστος συννοθυλεύματος* (clutter cost) και *κόστος προσοχής* (attention cost) [65]. *“Όπως εξηγούν οι συγγραφείς: “... κόστος συννοθυλεύματος είναι μία αύξηση στη δυσκολία εύρεσης ή επεξεργασίας πληροφορίας που προκύπτει από τον συνολικό αριθμό πληροφοριακών αγαθών που προσφέρονται” και “ κόστη προσοχής είναι μία μείωση στην αξία των πληροφοριακών αγαθών όσο ο αριθμός των αγαθών που αγοράζονται από ένα χρήστη αυξάνεται”.* Αν και η παραπάνω μελέτη αφορά την επιρροή της αρχιτεκτονικής του δικτύου στη παροχή περιεχομένου, τα προαναφερθέν κόστη είναι προφανώς παρούσα και στον παγκόσμιο ιστό. Επομένως, οι επενδύσεις που γίνονται από δημοφιλής κόμβους δεν συνεπάγονται πάντα αύξηση στη απόδοση με την έννοια ότι η λαμβανόμενη ωφέλεια ενός χρήστη μειώνετε εξαιτίας κόστος συννοθυλεύματος και προσοχής.

Σε συμπέρασμα: οι δικτυακοί κόμβοι με μικρό αριθμό χρηστών πραγματοποιούν επενδύσεις ανάλογες του ρυθμού ανάπτυξής τους και της τελευταίας επένδυσής τους. Από τη άλλη πλευρά δημοφιλής κόμβοι πραγματοποιούν επενδύσεις ανάλογες της διαφοράς των συσσωρευμένων επενδύσεων μεταξύ της τρέχουσας και τελευταίας χρονικής στιγμής επένδυσης. Ωστόσο, αυτές οι επενδύσεις προξενούν αύξηση στην απόδοση μόνο με μία πιθανότητα.

Πέρα από την βελτίωση του περιεχομένου και των υπηρεσιών μέσω επενδύσεων, οι δικτυακοί κόμβοι ενημερώνουν τακτικά τους εξερχόμενους τους συνδέσμους. Νέοι σύνδεσμοι προστίθενται και ήδη υπάρχων αναδρομολογούνται ή διαγράφονται. Η διαδικασία της δημιουργίας συνδέσμων είναι αυστηρά αποκεντροποιημένη και καθοδηγείται από τις πράξεις των δικτυακών κόμβων. Αλλά πως ένας δικτυακός κόμβος ανανεώνει τους εξερχόμενους του συνδέσμου.

Πρώτα, πόσους εξερχόμενους συνδέσμους οι κόμβοι δημιουργούν, η διαγράφουν κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου. Βέβαια, αυτή είναι μια ενέργεια που πρώτα από όλα εξαρτάται από την στρατηγική του κάθε δικτυακού κόμβου. Κάποιοι κόμβοι που μπορεί να είναι κατάλογοι ή ευρετήρια σελίδων προσθέτουν συνδέσμους γρήγορα ενώ άλλοι κόμβοι, που κυρίως παρέχουν περιεχόμενο, με μικρότερο ρυθμό. Αυτή η παρατήρηση ώθησε τους Adamic και Huberman να υποστηρίξουν ότι η αύξηση των εξερχόμενων συνδέσμων από ένα κόμβο τη χρονική στιγμή t είναι ανάλογη του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων που αυτός ο κόμβος είχε τη χρονική στιγμή $t - 1$ [4]. Αλλά από που προέρχονται αυτοί οι διαφορετικοί ρυθμοί ανάπτυξης; Για απλότητα, μπορούμε να υποθέσουμε ότι ο αριθμός των εξερχόμενων συνδέσμων που δημιουργεί ένας κόμβος εξαρτάται με κάποιο τρόπο από τα έσοδά του, δηλ. από τις επενδύσεις που κάνει.

Δεύτερον, σε ποιούς κόμβους δείχνουν οι σύνδεσμοι που δημιουργούνται; Προφανώς, όσο πιο δημοφιλής είναι ένας κόμβος τόσο περισσότερους συνδέσμους αποκτάει. Η διαδικασία είναι απλή και λογική: οι περισσότεροι χρήστες που επισκέπτονται έναν κόμβο, οι περισσότεροι που τον γνωρίζουν, οι περισσότεροι σύνδεσμοι που αποκτάει. Επομένως, οι δικτυακοί κόμβοι αποκτούν εισερχόμενους συνδέσμους ανάλογα της δημοτικότητάς τους. Άλλο ένα σημαντικό χαρακτηριστικό της επιλογής καταληκτικών κόμβων, το οποίο έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για τη μοντελοποίηση του γράφου του παγκόσμιου ιστού [54, 72], είναι η προνομιακή προσάρτηση σε κόμβους με μεγάλο αριθμό εισερχόμενων συνδέσμων. Ωστόσο, όπως σημειώσαμε στην ενότητα 2.5.1, μοντέλα δικτύων που περιλαμβάνουν ρητώς προνομιακή προσάρτηση δεν περιγράφουν την τοπική δομή των συνδέσμων που έχει παρατηρηθεί στον παγκόσμιο ιστό. Αντιθέτως, μοντέλα που ενσωματώνουν διαδικασίες “αντιγραφής” είναι ικανά να αναπαράγουν δίκτυα που εμφανίζουν τόσο κατανομές του νόμου του ισχυρού στο βαθμό των κόμβων όσο και τοπική δομή. Στο δικό μας μοντέλο οι καταληκτικοί κόμβοι των συνδέσμων επιλέγονται είτε ανάλογα της δημοτικότητας είτε με αντιγραφή.

6.3 Περιγραφή του μοντέλου

Αυτή η δεύτερη έκδοση του μοντέλου διαφέρει από την πρώτη που περιγράψαμε στο κεφάλαιο 3 στα επόμενα σημεία. Πρώτον, οι κόμβοι πράκτορες δραστηριοποιούνται σε διαφορετικές κατηγορίες οι οποίες έχουν παρόμοιο περιεχόμενο και, οι χρήστες πράκτορες έχουν προτιμήσεις για συγκεκριμένες κατηγορίες περιεχομένου. Δεύτερον, η απόδοση των κόμβων πρακτόρων δεν είναι σταθερή κατά την πορεία του μοντέλου, εξαρτάται από τις επενδύσεις που κάνουν οι κόμβοι που με τη σειρά τους εξαρτώνται από τον αριθμό των χρηστών που επισκέπτονται τους κόμβους. Τρίτων, οι κόμβοι πράκτορες καθορίζουν οι ίδιοι τους συνδέσμους που ξεκινούν από αυτούς: για αυτό το σκοπό δρουν περιοδικά για την προσθήκη ενός αριθμού εξερχόμενων συνδέσμων. Η περιγραφή του μοντέλου ακολουθεί. (Αν και κάποιες από τις υποθέσεις που περιγράφουμε παρακάτω μοιάζουν με τις αντίστοιχες

υποθέσεις που είχαμε κάνει στο κεφάλαιο 3, σχεδόν όλες από αυτές περιέχουν μικρές τροποποιήσεις. Για αυτό το λόγο επαναλαμβάνουμε όλες τις υποθέσεις.)

(A1) *Αρχικές συνθήκες.* Αρχικά, τα δύο σύνολα πρακτόρων δημιουργούνται με U_0 και S_0 πράκτορες αντίστοιχα, και σταδιακά χρήστες και κόμβοι προστίθενται με εκθετικό ρυθμό (g_u και g_s αντίστοιχα). Ο πράκτορας χρήστης i επιλέγει τυχαία μία από τις C κατηγορίες που προσφέρονται για την οποία θα ενδιαφέρεται και lp δικτυακούς κόμβους, μεταξύ των S_0 , για να δημιουργήσει ένα αρχικό χαρτοφυλάκιο επιλογής. Ο πράκτορας κόμβος j επιλέγει τυχαία την κατηγορία στη οποία θα δραστηριοποιηθεί (μεταξύ των C), κάνει μία αρχική επένδυση I_0 ούτως ώστε να μπει στην αγορά, και δημιουργεί ένα εξερχόμενο σύνδεσμο που δείχνει σε ένα τυχαία επιλεγμένο κόμβο (μεταξύ των S_0).

(A2) *Ενεργοποίηση πρακτόρων.* Οι χρήστες και κόμβοι πράκτορες ενεργοποιούνται σε κάθε χρονική στιγμή t . Οι πράκτορες ενεργοποιούνται ακριβώς μία φορά κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου. Όταν ένας χρήστης πράκτορας ενεργοποιείται ξεκινάει μία νέα περίοδος πλοήγησης η οποία τελειώνει όταν η χρονική στιγμή t λήγει. Φυσικά, ο πράκτορας i ξεκινάει μία νέα περίοδος (τη χρονική στιγμή t) με την επίσκεψη ενός υποσυνόλου μεγέθους ν των δικτυακών κόμβων που απαρτίζουν το χαρτοφυλάκιο που συγκρότησε κατά την διάρκεια της προηγούμενης χρονικής στιγμής ($t-1$). Όταν ένας κόμβος πράκτορας ενεργοποιείται, ελέγχει πρώτα αν είναι η χρονική στιγμή να κάνει μία καινούρια επένδυση και/ή να δημιουργήσει μερικούς συνδέσμους και δρα αντίστοιχα (A7) και (A8).

(A3) *Σύνθεση και ενημέρωση χαρτοφυλακίου.* Η συμπεριφορά πλοήγησης των χρηστών πρακτόρων περιστρέφεται γύρω από το χαρτοφυλάκιο τους. Οι κόμβοι που επισκέπτονται συχνά οργανώνονται επιλεκτικά σε ένα χαρτοφυλάκιο επιλογής, το οποίο είναι διαφορετικό από τον ένα χρήστη στον άλλο. Το μήκος αυτού του χαρτοφυλακίου είναι lp , και παραμένει σταθερό κατά την πορεία του μοντέλου. Το χαρτοφυλάκιο των χρηστών ανανεώνεται τακτικά (σε κάθε χρονική στιγμή) ως ακολούθως. Όταν ένας χρήστης εισάγεται στην προσομοίωση (είτε στην αρχή, $t = 0$, είτε κατά την πορεία του μοντέλου, $t > 0$), επιλέγει τυχαία lp κόμβους για να δημιουργήσει μία αρχική έκδοση του χαρτοφυλακίου δημοφιλών κόμβων. Όσο η διαδικασία εξελίσσεται, οι χρήστες πράκτορες μαθαίνουν για καινούριους κόμβους μέσω διαστομάτος μετάδοσης μηχανισμούς συλλογής πληροφορίας (A4) και μέσω προσωπικής πλοήγησης του παγκόσμιου ιστού (A5). Οι χρήστες πράκτορες αποτιμούν τους κόμβους που πληροφορηθήκανε σύμφωνα με μία συνάρτηση ωφέλειας U , και συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιο τους, τους κόμβους με την υψηλότερη λαμβανόμενη ωφέλεια. Επιπλέον, υποθέτουμε τους χρήστες πράκτορες να είναι πιστοί στο χαρτοφυλάκιο τους: ένας καινούριος κόμβος θα συμπεριληφθεί σε αυτό μόνο αν ο χρήστης λάβει υψηλή ωφέλεια από αυτόν τον κόμβο κατά την διάρκεια ενός μεγαλύτερου χρονικού διαστήματος. Δηλαδή οι χρήστες πράκτορες συγκρατούν έναν κόμβο και τον συμπεριλαμβάνουν στο χαρτοφυλάκιο τους αν λάβουν υψηλή απόδοση μετά από λ επισκέψεις σε αυτόν τον κόμβο. Για να διατηρούν αυτούς τους κόμβους οι χρήστες πράκτορες έχουν μία μνήμη με μέγιστο μέγεθος lml . Αν η μνήμη έχει συμπληρωθεί, και ο χρήστης θέλει να εισάγει σε αυτή έναν κόμβο που μόλις επισκέφθηκε, αφαιρεί έναν που ήδη υπάρχει. Για την εύρεση του κόμβου που θα αφαιρεθεί, ο χρήστης πράκτορας, υπολογίζει για κάθε κόμβο στη μνήμη μια τιμή w που εκφράζει την προθυμία του να κρατήσει στη μνήμη αυτόν τον συγκεκριμένο κόμβο: το w υπολογίζεται βάση του επόμενου τύπου.

$$w_j = \frac{\lambda}{100}(t - t_j') + nv_j$$

όπου w_j είναι η προθυμία του χρήστη να κρατήσει τον κόμβο j , t είναι η τρέχουσα χρονική στιγμή, t_j' είναι η χρονική στιγμή της τελευταίας επίσκεψης στον κόμβο j , και pn_j ο αριθμός των επισκέψεων του χρήστη στο κόμβο j .

(A4) *Πληροφόρηση μέσω της δια-στόματος μετάδοσης.* Οι χρήστες πράκτορες που έχουν ενεργοποιηθεί, αποφασίζουν πρώτα αν θα ρωτήσουν άλλους χρήστες για να συλλέξουν πληροφορία για “ενδιαφέρον κόμβους”. Μόνο ένα ποσοστό των χρηστών πρακτόρων ρωτάνε άλλους χρήστες για να προτείνουν δικτυακούς κόμβους. Επομένως σε κάθε χρονική στιγμή t , ένα ποσοστό των χρηστών πρακτόρων a , τυχαία επιλεγμένο από όλο τον πληθυσμό, τυχαία δειγματίζει άλλους χρήστες να προτείνουν έναν κόμβο. Βέβαια, οι χρήστες πράκτορες αλληλεπιδρούν με άλλους πράκτορες που είναι κοντά τους και έχουν παρόμοιες προτιμήσεις για να ανταλλάξουν πληροφορία για κόμβους που έχουν ήδη επισκεφθεί και εκτιμήσει. Υποθέτουμε μία δομή μικρού κόσμου, παραγόμενη από το μοντέλο WS, να περιγράφει την τοπολογία αυτών των αλληλεπιδράσεων: k_u , ο αριθμός των αρχικών γειτόνων σε αυτό το κοινωνικό δίκτυο και β_u , η πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών σε αυτό το δίκτυο. Κάθε ερωτηθείς πράκτορας προτείνει στον χρήστη που ρώτησε έναν δικτυακό κόμβο τυχαία επιλεγμένο μεταξύ των κόμβων που περιέχονται στο χαρτοφυλάκιό του και ταιριάζουν των προτιμήσεων του χρήστη που ρώτησε. Στη συνέχεια οι χρήστες αποτιμούν αυτούς τους κόμβους και επιλέγουν αυτούς που θα συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους.

(A5) *Εξερεύνηση κατά μήκος του υποκείμενου δικτύου κόμβων.* Οι χρήστες πράκτορες μετακινούνται από τον έναν κόμβο στον άλλο ακολουθώντας τους συνδέσμους μεταξύ αυτών. Συγκεκριμένα, σε κάθε χρονική στιγμή t , ο χρήστης πράκτορας i επισκέπτεται έναν αριθμό από d κόμβους ακολουθώντας τους εξερχόμενους συνδέσμους των κόμβων που έχει επισκεφθεί νωρίτερα κατά την διάρκεια της χρονικής στιγμής. (v κόμβοι από το χαρτοφυλάκιο συν πιθανούς κόμβους από δια-στόματος μεταδόσεις). Στη συνέχεια οι χρήστες αποτιμούν αυτούς τους κόμβους και επιλέγουν αυτούς που θα συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους.

(A6) *Μέθοδος αποτίμησης χρηστών.* Υποθέτουμε ότι η ωφέλεια U_{ij} , που λαμβάνει ο χρήστης i από την επίσκεψη στον κόμβο j εξαρτάται από τις προτιμήσεις του χρήστη i και τις κατηγορίες του κόμβου j . Αν ο κόμβος πράκτορας j δραστηριοποιείται στην κατηγορία που ενδιαφέρει τον χρήστη i τότε η ωφέλεια που λαμβάνει ο χρήστης i είναι $r_j + e$, όπου το e αναπαριστά διακυμάνσεις που ενσωματώνουν είτε μεταβολές στο χρόνο πρόσβασης σε έναν κόμβο, ή μεταβολές στην προθυμία των χρηστών να εξερευνήσουν τον κόμβο. Υποθέτουμε ότι το e είναι ανεξάρτητα κατανομημένο όσον αφορά το χρόνο και τους χρήστες ή κόμβους. Για απλότητα υποθέτουμε ότι το e ακολουθεί μία κανονική κατανομή με μέση τιμή 0 και διασπορά σ_{ob} . Αν ο κόμβος πράκτορας j δεν δραστηριοποιείται στην κατηγορία που ενδιαφέρει τον χρήστη i τότε η ωφέλεια που λαμβάνει ο χρήστης είναι 0.

(A7) *Επενδύσεις και αποδόσεις δικτυακών κόμβων.* Κάθε κόμβος j κάνει μία αρχική επένδυση I_0 ούτως ώστε να μπει στην αγορά (είτε στην αρχή, $t = 0$, ή κατά τη διάρκεια της πορείας του μοντέλου, $t > 0$). Επιπλέον, κάθε Ti_j χρονικές στιγμές, ο κόμβος j αποφασίζει για το αν θα κάνει μία νέα επένδυση ή όχι. Η απόφαση εξαρτάται από το ρυθμό ανάπτυξης του δικτυακού κόμβου. Αν g_j' είναι ο ρυθμός ανάπτυξης του κόμβου j μεταξύ της τρέχουσας χρονικής στιγμής t , και της χρονικής στιγμής της τελευταίας επένδυσης, $t - Ti_j$, και g_j'' είναι ο ρυθμός ανάπτυξης του κόμβου j των χρονικών στιγμών της τελευταίας και προτελευταίας επένδυσης, δηλ. $t - 2Ti_j$. Τα g_j' και g_j'' ορίζονται ως ακολούθως.

$$g_j'(t) = \frac{V_j(t) - V_j(t - Ti_j)}{V_j(t - Ti_j)}$$

$$g_j''(t) = \frac{V_j(t - Ti_j) - V_j(t - 2Ti_j)}{V_j(t - 2Ti_j)}$$

Όπου $V_j(t)$ είναι ο συνολικός αριθμός επισκεπτών που είχε ο κόμβος j τη χρονική στιγμή t .

Αν ο κόμβος j τη χρονική στιγμή t έχει θετικό ρυθμό ανάπτυξης μεταξύ δύο διαδοχικών στιγμών επενδύσεων, $g_j'(t) > 0$, δηλ. ο αριθμός των χρηστών που επισκέπτονται τον κόμβο αυξάνεται, τότε ο κόμβος κάνει μία καινούρια επένδυση $I_j(t)$. Επιπλέον, αν το $g_j'(t)$ είναι αρνητικό, δηλ. ο αριθμός των χρηστών που επισκέπτονται τον κόμβο μειώνεται, αλλά το $g_j''(t)$ είναι θετικό, δηλ. ο αριθμός των χρηστών που επισκέφθηκαν τον κόμβο μεταξύ των χρονικών στιγμών της τελευταίας και προτελευταίας επένδυσης αυξήθηκε, τότε ο κόμβος κάνει μία καινούρια επένδυση $I_j(t)$ στοχεύοντας στην αύξηση της απόδοσής του και στην ανάκτηση των χρηστών που δεν το επισκέπτονται πια. Ωστόσο, αν τα $g_j'(t)$ και $g_j''(t)$ είναι αρνητικά ο δικτυακός κόμβος δεν πραγματοποιεί νέα επένδυση.

Η τιμή απόδοσης $r_j(t)$ του κόμβου j τη χρονική στιγμή t εξαρτάται από τη συσσωρευμένη επένδυση $I_j^*(t)$ που ο κόμβος j έχει κάνει πριν τη χρονική στιγμή t . Δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$r_j(t) = \log(1 + I_j^*(t))$$

Το $I_j^*(t)$ υπολογίζεται από την συσσώρευση των επενδύσεων που έχει κάνει ο κόμβος j πριν τη χρονική στιγμή t όπου, ωστόσο, υπάρχει ένας ρυθμός υποτίμησης δ . Το $I_j^*(t)$ δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$I_j^*(t) = (1 - \delta)I_j^*(t-1) + I(t)$$

Το ποσό της επένδυσης $I_j(t)$ που ο κόμβος j κάνει τη χρονική στιγμή t εξαρτάται πρώτα από το μερίδιο αγοράς που έχει ο κόμβος j στο τέλος της χρονικής στιγμής t . Όπου, το μερίδιο αγοράς ορίζεται ως εξής.

$$ms_j(t) = V_j(t) / \sum_{k=1}^{N(t)} V_k(t)$$

Ανάλογα με το μερίδιο αγοράς του κόμβου j τη χρονική στιγμή t υποθέτουμε δύο διαφορετικές στρατηγικές επένδυσης.

- i. Όταν ο κόμβος j έχει μερίδιο αγοράς μικρότερο του I_{ms} , κάνει μία επένδυση ανάλογη των (1) του ρυθμού ανάπτυξης μεταξύ της τρέχουσας χρονικής στιγμής και της χρονικής στιγμής της τελευταίας επένδυσης και, (2) του ποσού της τελευταίας επένδυσης.

$$I_j(t) = |g_j'| * I_j(t - Ti_j)$$

- ii. Όταν ο κόμβος j έχει μερίδιο αγοράς μεγαλύτερο του I_{ms} , κάνει μία επένδυση ούτως ώστε και η δυνατόν αυξήσει την απόδοσή του. Αφού η τιμή της απόδοσης είναι μία συνάρτηση των συσσωρευμένων επενδύσεων που έχουν γίνει πριν τη χρονική στιγμή t , ο κόμβος j κάνει μία νέα επένδυση ανάλογη της διαφοράς της συσσωρευμένης επένδυσης μεταξύ της τρέχουσας χρονικής στιγμής και της χρονικής στιγμής της τελευταίας επένδυσης.

$$I_j(t) = 1.1 * (I_j^*(t - Ti_j) - I_j^*(t))$$

Ωστόσο, με πιθανότητα p_i η επένδυση που μόλις έγινε δεν ακολουθείται από αύξηση της απόδοσης του κόμβου j κυρίως εξαιτίας φαινομένων συμφόρησης, και κοστών συννοηλεύματος και προσοχής.

(A8) *Δημιουργία εξερχόμενων συνδέσμων.* Κάθε κόμβος πράκτορας j που εισέρχεται στην προσομοίωση τη χρονική στιγμή t , μετά την αρχικοποίηση ($t > 0$), δημιουργεί έναν εξερχόμενο σύνδεσμο σύμφωνα με τους κανόνες (i) και (ii) που περιγράφονται παρακάτω. Επιπλέον, στοχεύοντας στην προσέλκυση νέων χρηστών πραγματοποιεί μία συμφωνία με έναν ήδη υπάρχων κόμβο για τη δημιουργία ενός συνδέσμου που θα δείχνει σε αυτόν. Ο κόμβος i από τον οποίο ξεκινάει ο σύνδεσμος επιλέγεται με πιθανότητα Π_p ανάλογη της δημοτικότητάς του την προηγούμενη χρονική στιγμή, $t-1$.

$$\Pi_p(V_i(t-1)) = \frac{V_i(t-1)}{\sum_{w=1}^{N(t-1)} V_w(t-1)}$$

Επιπλέον, σε κάθε χρονική στιγμή ο κόμβος j δημιουργεί ένα αριθμό εξερχόμενων συνδέσμων. Ο αριθμός των νέων συνδέσμων είναι ένα κλάσμα του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων που ο κόμβος είχε τη προηγούμενη χρονική στιγμή. Επομένως, αν $k_j^{out}(t-1)$ ο αριθμός των εξερχόμενων συνδέσμων του κόμβου j τη χρονική στιγμή $t-1$, ο αριθμός των συνδέσμων που θα δημιουργήσει είναι

$$nl_j(t) = g_j^{out}(t) * k_j^{out}(t-1)$$

Όπου $g_j^{out}(t)$ είναι ο αριθμός ανάπτυξης των εξερχόμενων συνδέσμων του κόμβου j τη χρονική στιγμή t , και δίνεται από τον παρακάτω τύπο.

$$g_j^{out}(t) = \frac{1}{1 + e^{-100 * t}} * mgo$$

Όπου mgo είναι η μέγιστη τιμή του ρυθμού ανάπτυξης των εξερχόμενων συνδέσμων.

Οι καταληκτικοί κόμβοι των συνδέσμων επιλέγονται είτε ανάλογα της δημοτικότητας, είτε με διαδικασίες αντιγραφής, είτε τυχαία.

- i. Με πιθανότητα q_p ο καταληκτικός κόμβος i επιλέγεται με πιθανότητα Π_p ανάλογη της δημοτικότητάς του.

$$\Pi_p(V_i(t-1)) = \frac{V_i(t-1)}{\sum_{w=1}^{N(t-1)} V_w(t-1)}$$

- ii. Με πιθανότητα q_c ο καταληκτικός κόμβος i επιλέγεται με αντιγραφή. Πρώτα ένας πρωτότυπος κόμβος i επιλέγεται τυχαία μεταξύ των ήδη υπάρχων κόμβων. Στη συνέχεια, ο καταληκτικός κόμβος επιλέγεται να είναι ένας τυχαία επιλεγμένος κόμβος μεταξύ των προορισμών των συνδέσμων του πρωτότυπου κόμβου i .
- iii. Με πιθανότητα $1 - q_p - q_c$ ο καταληκτικός κόμβος επιλέγεται τυχαία.

Στο πίνακα 6.1 συνοψίζουμε όλες τις παραμέτρους του μοντέλου.

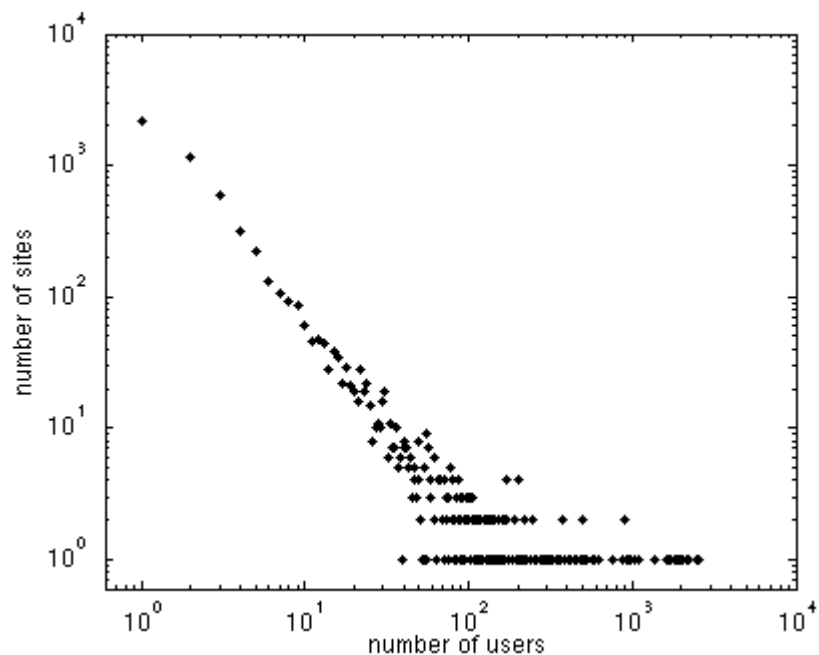
6.4 Αθροιστική Δυναμική

Το μοντέλο αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στην κατανομή της δημοτικότητας των δικτυακών κόμβων όπως φαίνεται από την Εικόνα 6.1, που είναι το αποτέλεσμα ενός πειράματος του μοντέλου με 8975 κόμβους πράκτορες και 29578 χρήστες πράκτορες την

Parameter	Notation
U_0	αρχικός αριθμός χρηστών
S_0	αρχικός αριθμός δικτυακών κόμβων
g_u	ρυθμός ανάπτυξης χρηστών
g_s	ρυθμός ανάπτυξης δικτυακών κόμβων
C	αριθμός κατηγοριών
l_p	μήκος χαρτοφυλακίου επιλογής
ν	αριθμός κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες από το χαρτοφυλάκιό τους σε κάθε χρονική στιγμή
λ	αριθμός φορών που οι χρήστες επισκέπτονται έναν κόμβο και υπολογίζουν ότι προσφέρει υψηλή απόδοση πριν το συμπεριλάβουν στο χαρτοφυλάκιό τους
l_{ml}	αριθμός δικτυακών κόμβων που μπορούν ταυτοχρόνως να είναι υποψήφια για ένταξη στο χαρτοφυλάκιο των χρηστών
α	ποσοστό χρηστών που ρωτάνε άλλους χρήστες να προτείνουν ένα κόμβο σε κάθε χρονική στιγμή
d	αριθμός κόμβων που επισκέπτονται οι χρήστες σε κάθε χρονική στιγμή ακολουθώντας συνδέσμους
σ_{ob}	διασπορά κανονικής κατανομής στη συνάρτηση ωφέλειας
k_u	μέσος βαθμός συνδεσιμότητας του δικτύου των χρηστών (WS μοντέλο)
β_u	πιθανότητα αναδρομολόγησης ακμών στο δίκτυο των χρηστών (WS μοντέλο)
I_0	κατανομή αρχικής επένδυσης δικτυακών κόμβων
T_i	αριθμός χρονικών στιγμών μεταξύ διαδοχικών επενδύσεων δικτυακών κόμβων
δ	ρυθμός υποτίμησης επενδύσεων
I_{ms}	κατώφλι του μεριδίου αγοράς της στρατηγικής επενδύσεων
p_l	πιθανότητα επενδύσεων που δεν συνεπάγονται αύξηση της τιμής απόδοσης
mgo	μέγιστος ρυθμός ανάπτυξης εξερχόμενων συνδέσμων
q_p	πιθανότητα επιλογής καταληκτικών κόμβων των συνδέσμων ανάλογα της δημοτικότητας
q_c	πιθανότητα επιλογής καταληκτικών κόμβων των συνδέσμων με αντιγραφή

Πίνακας 6.1. Παράμετροι μοντέλου.

τελική χρονική στιγμή ($t = 5000$). Η πιθανότητα $P(u)$ ότι ένας κόμβος επισκέπτεται από u χρήστες κατά τη διάρκεια μίας χρονικής περιόδου ακολουθεί το νόμο του ισχυρού, $P(u) \sim u^{-\mu}$, με εκθέτη $\mu = 1.4$. Ενδιαφέρον αριθμητικά αποτελέσματα είναι κοντά σε αυτά που παρέχονται από τους Adamic και Huberman [3] όπως φαίνεται από τον πίνακα 6.2. Η παραμετροποίηση του πειράματος συνοψίζεται στον πίνακα 6.3.



Εικόνα 6.1. Ιστόγραμμα των εμφανίσεων των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα..

% κόμβοι	% όγκος χρηστών	
	όλοι οι κόμβοι / αποτελέσματα μοντέλου	όλοι οι κόμβοι / αποτελέσματα Xerox
0.1	10.21	32.36
1	56.41	55.63
5	79.92	74.81
10	86.99	82.26
50	97.22	94.92

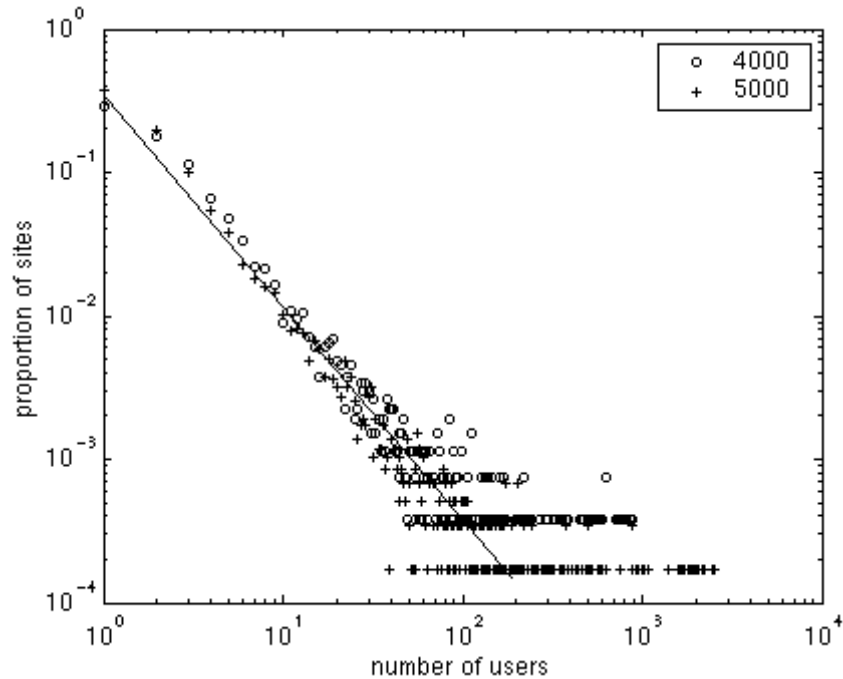
Πίνακας 6.2 Κατανομή όγκου χρηστών ανά των κόμβων: Αποτελέσματα μοντέλου και Adamic και Huberman [3].

Παράμετρος	Τιμή
U_0	200
S_0	100
g_u	0.001
g_s	0.0009
C	5
lp	10
ν	3
λ	U[1 3]
lml	30
α	0.4
d	U[1 2]
σ_{ob}	0.1
k_u	20
β_u	0.1
I_0	U[0 0.1]
Ti	30
δ	0.002
I_{ms}	0.005
p_l	0.1
mgo	0.01
q_p	0.45
q_c	0.45

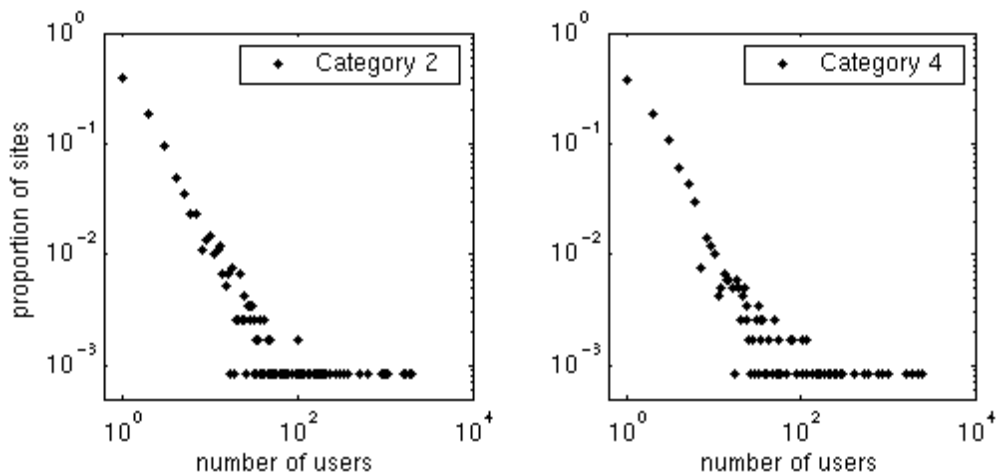
Πίνακας 6.3. Παραμετροποίηση πειράματος.

Όπως ο νόμος του ισχυρού που παρατηρείτε στον παγκόσμιο ιστό περιγράφει διαφορετικά σύνολα δεδομένων σε διαφορετικά στάδια της εξέλιξής του, ένα ακριβές μοντέλο πρέπει να αναπαράγει μία κατανομή ανεξάρτητη του χρόνου και του μεγέθους. Πραγματικά, όπως επιδεικνύει η Εικόνα 6.2, η προκύπτουσα κατανομή είναι ανεξάρτητη του χρόνου (άρα και του μεγέθους) υποδεικνύοντας ότι το σύστημα αυτο-οργανώνεται σε μία απύσθη κλίμακας σταθερή κατάσταση.

Το μοντέλο επίσης αναπαράγει την κατανομή του νόμου του ισχυρού της δημοτικότητας των κόμβων σε συγκεκριμένες κατηγορίες που έχει εμπειρικά παρατηρηθεί από του Adamic και Huberman [3, 4]. Η Εικόνα 6.3 δείχνει την κατανομή των χρηστών ανά κόμβο για δύο συγκεκριμένες κατηγορίες. Όπως φαίνεται η κατανομή είναι πάλι ένας νόμος του ισχυρού.



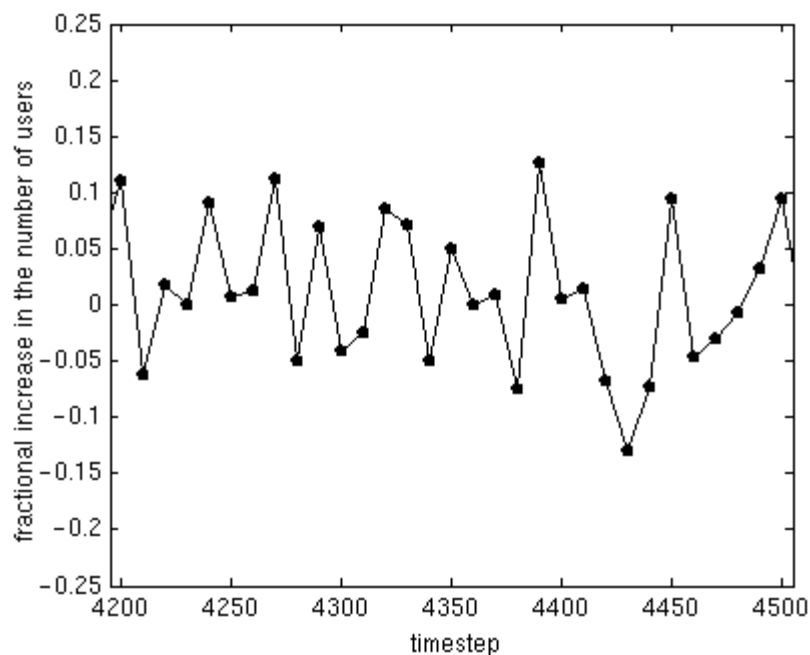
Εικόνα 6.2. Κατανομή των κόμβων ανά δημοτικότητα τις χρονικές στιγμές $t = 4000$ (κύκλοι) και $t = 5000$ (σταυροί). Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 1.4.



Εικόνα 6.3. Κατανομή των κόμβων ανά δημοτικότητα για τις κατηγορίες 2 και 4.

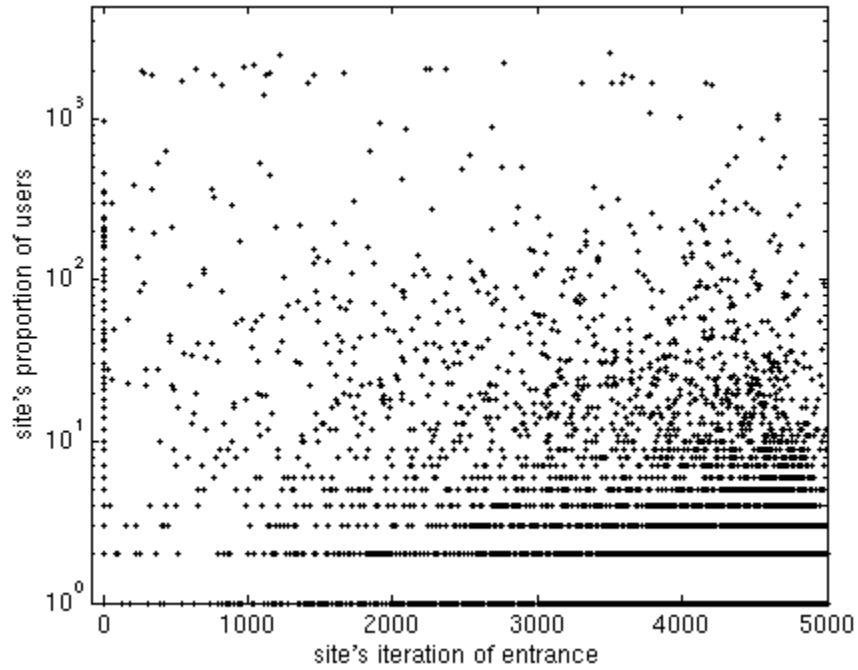
Οι Adamic και Huberman για να εξηγήσουμε το νόμο του ισχυρού στη κατανομή των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα αναπτύξανε ένα αναλυτικό μοντέλο στοχαστικής αναπτυξιακής δυναμικής που περιλαμβάνει ένα μεγάλο εύρος ρυθμών ανάπτυξης των δικτυακών κόμβων [3]. Στο προτεινόμενο μοντέλο υποτίθεται ότι οι ρυθμοί ανάπτυξης διακυμαίνονται με ένα μη συσχετισμένο τρόπο από το ένα διάστημα στο άλλο γύρω από μία θετική μέση τιμή. Επιβεβαίωσαν αυτή την υπόθεση με τη μελέτη της χρήσης του δικτυακού κόμβου του Xerox Corp., του οποίου οι εβδομαδιαίες διακυμάνσεις βρέθηκαν μη συσχετισμένες. Εδώ δείχνουμε ότι η υπόθεση των Adamic και Huberman αναπαράγεται από το μοντέλο μας. Η Εικόνα 6.4 δείχνει τις

διακυμάνσεις του ρυθμού ανάπτυξης ενός συγκεκριμένου δικτυακού κόμβου μεταξύ διαστημάτων 10 χρονικών στιγμών από $t = 4200$ έως $t = 4500$. Επιβεβαιώσαμε ότι όλοι οι κόμβοι στην προσομοιωμένη οικονομία του παγκόσμιου ιστού εμφανίζουν αυτή την ιδιότητα.



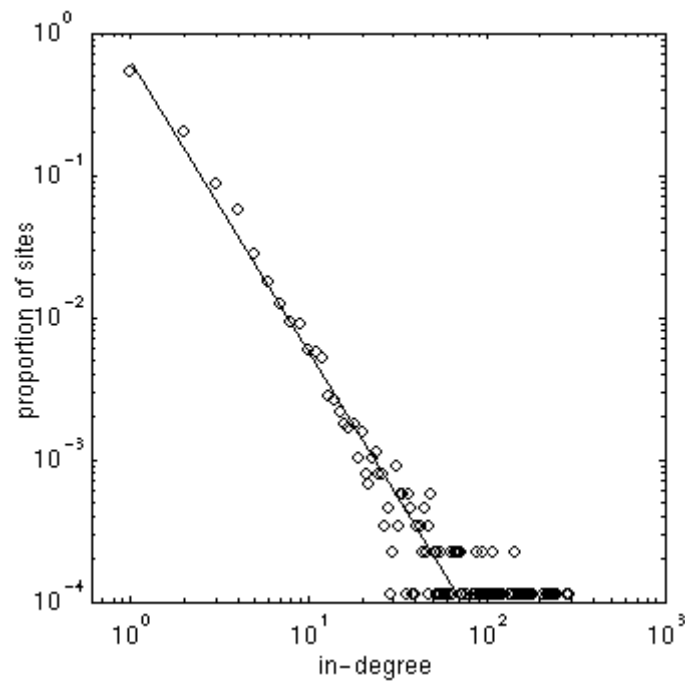
Εικόνα 6.4. Κλασματικές διακυμάνσεις στον αριθμό των χρηστών του κόμβου που κατατάχθηκε στη θέση 60.

Άλλη μία ενδιαφέρων ιδιότητα προέρχεται από την παρατήρηση της συσχέτισης της ηλικίας και δημοτικότητας των δικτυακών κόμβων. Στον παγκόσμιο ιστό, η ηλικία και δημοτικότητα των δικτυακών κόμβων βρέθηκαν ελαφρά συσχετισμένοι. [5]. Το μοντέλο μας αναπαράγει αυτή τη συμπεριφορά όπως φαίνεται από την Εικόνα 6.5, η οποία παρουσιάζει το διάγραμμα συσχέτισης της δημοτικότητας των δικτυακών κόμβων και της χρονικής στιγμής εισόδου στην προσομοίωση.

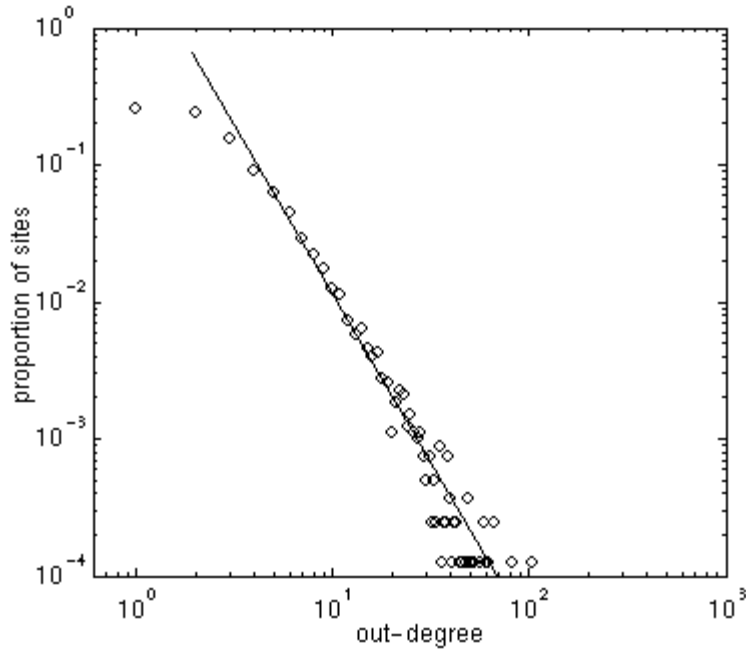


Εικόνα 6.5. Συσχέτιση δημοτικότητας και ηλικίας δικτυακών κόμβων. Ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0.16.

Ο αριθμός των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ανά δικτυακό κόμβο ακολουθούν επίσης το νόμο του ισχυρού. Οι εκθέτες των κατανομών των εισερχόμενων και εξερχόμενων κόμβων είναι 2.0 και 2.3 αντίστοιχα (Εικ. 6.6 και 6.7).

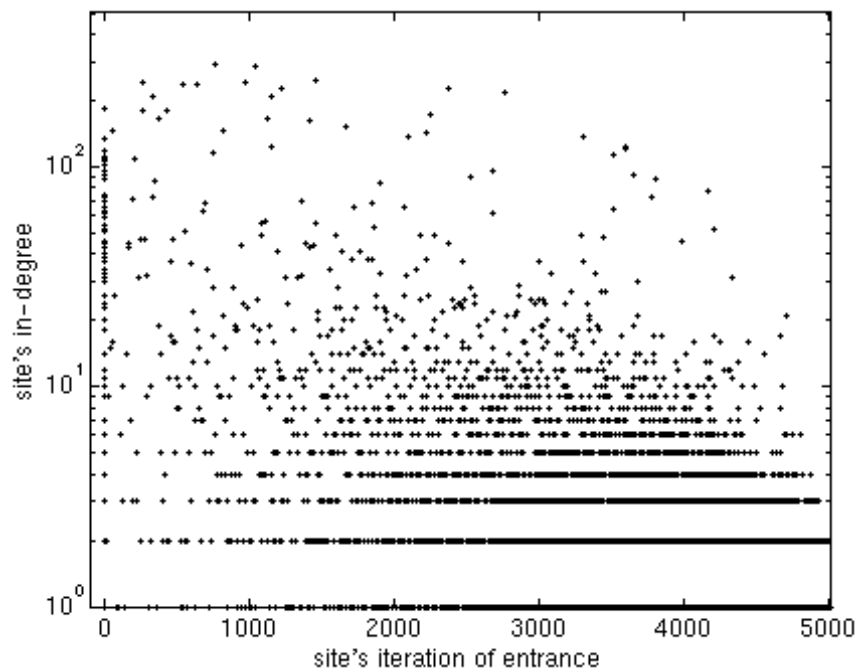


Εικόνα 6.6. Κατανομή του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο. Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 2.0.



Εικόνα 6.7. Κατανομή του αριθμού των εξερχόμενων συνδέσμων ανά κόμβο. Η κλίση της ευθείας γραμμής είναι 2.3.

Επίσης, βρήκαμε μη ισχυρή συσχέτιση μεταξύ του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων και της ηλικίας των δικτυακών κόμβων σε συμφωνία με μετρήσεις από τον παγκόσμιο ιστό [1]. Η Εικόνα 6.8 δείχνει το διάγραμμα συσχέτισης του αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων και της χρονικής στιγμής εισόδου των δικτυακών κόμβων στην προσομοίωση, και υποδεικνύει ότι νεοδημιουργηθέν κόμβοι μπορούν να αποκτήσουν ένα μεγάλο αριθμό εισερχόμενων συνδέσμων.



Εικόνα 6.8. Διάγραμμα συσχέτισης αριθμού των εισερχόμενων συνδέσμων και ηλικίας των δικτυακών κόμβων. Ο συντελεστής συσχέτισης είναι 0.35.

6.5 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο περιγράψαμε τη δεύτερη έκδοση του μοντέλου μας και δείξαμε ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού στη κατανομή της δημοτικότητας των δικτυακών κόμβων. Επιπλέον δείξαμε ότι το μοντέλο αναπαράγει ένα αριθμό από ιδιότητες που έχουν παρατηρηθεί εμπειρικά σε πολλές μελέτες του παγκόσμιου ιστού. (i) κατανομή του νόμου του ισχυρού των δικτυακών κόμβων ανά δημοτικότητα μεταξύ συγκεκριμένων κατηγοριών περιεχομένου, (ii) διακυμάνσεις στους ρυθμούς ανάπτυξης των δικτυακών κόμβων, (iii) συσχέτιση δημοτικότητας και ηλικίας δικτυακών κόμβων, (iv) κατανομή του νόμου του ισχυρού του αριθμού των εισερχόμενων και εξερχόμενων συνδέσμων ανά δικτυακό κόμβο, (v) συσχέτιση αριθμού εισερχόμενων συνδέσμων και ηλικίας δικτυακών κόμβων. Τελικά επιβεβαιώσαμε ότι η συμπεριφορά του μοντέλου είναι σταθερή με την έννοια ότι αναπαράγει το νόμο του ισχυρού για ένα μεγάλο εύρος του χώρου των παραμέτρων.

Το χαρακτηριστικό αυτής της βελτιωμένης έκδοσης του μοντέλου μας, να αναπαράγει ένα μεγάλο αριθμό ιδιοτήτων που έχουν εμπειρικά παρατηρηθεί στο παγκόσμιο ιστό, παρέχει ισχυρή στήριξη στον ισχυρισμό ότι μία πιθανή εξήγηση των φαινομένων συσσώρευσης στο παγκόσμιο ιστό μπορεί να βασιστεί στις υποθέσεις των αυξανόμενων απολαβών και δικτύων διήθησης με τυχαίες συνδέσεις.

Κεφάλαιο 7

7 Συμπεράσματα

Ο παγκόσμιος ιστός είναι ένα πολύ μεγάλο σύστημα, δημιουργημένο από τις αθροιστικές πράξεις εκατομμυρίων ατόμων. Εν τούτοις, παρά την αποκεντροποιημένη φύση της ανάπτυξής του, πρόσφατες μελέτες αποκάλυψαν ότι πολλές από τις ιδιότητές του εμφανίζουν μια ενδιαφέρων κανονικότητα που περιγράφει τη δομή του με ένα λογικό τρόπο. Βασισμένοι σε μεθόδους τις οικονομικής γεωγραφίας και σε τεχνικές πρακτορικής μοντελοποίησης, αναπτύξαμε ένα μοντέλο πρακτόρων που αναπαράγει τις παρατηρηθέν κανονικότητες. Τα αποτελέσματα μας επιδεικνύουν ότι: (1) η ανάπτυξη των δικτυακών κόμβων δεν είναι μόνο το αποτέλεσμα των ενυπάρχων διαφορών μεταξύ των δικτυακών κόμβων, αλλά επίσης και το αποτέλεσμα ενός συνόλου αθροιστικών διαδικασιών, οι οποίες εμπλέκουν κάποιες μορφές αυξανόμενων απολαβών, δηλ. *δια-στόματος μετάδοσης θετικές αναδράσεις και συνδέσμους δημιουργημένους από την πλοήγηση των χρηστών* και, (2) μία πιθανή εξήγηση των φαινομένων συσσώρευσης στο παγκόσμιο ιστό μπορεί να βασιστεί στις υποθέσεις των αυξανόμενων απολαβών και δικτύων διήθησης με τυχαίες συνδέσεις.

Όπως έγινε φανερό μέσω των μοντέλων, πειραμάτων και αποτελεσμάτων που περιγράφηκαν σε αυτή τη διατριβή, το μοντέλο μας (και πιθανές επεκτάσεις του) μπορεί να φανεί χρήσιμο ως ένα εργαλείο για την κατανόηση της δυναμικής των διαδικασιών που κυβερνούν την εξέλιξη του παγκόσμιου ιστού, ή για τον έλεγχο συγκεκριμένων θεωριών. Όπως ο παγκόσμιος ιστός αναπτύσσετε συνεχώς, η προσέγγισή μας μπορεί να προσφέρει περαιτέρω γνώση στη δυναμική του παγκόσμιου ιστού και το σχηματισμό των συγκεντρώσεων πληθυσμού.

Βιβλιογραφία

- [1] Adamic, L., Huberman, B.: Power-law distribution of the World Wide Web. *Science* 286:509 (1999).
- [2] Adamic, L.: The small world web. In *Proceedings of the 3rd European Conf. on Digital Libraries, Lecture Notes in Computer Science 1696* Springer (1999).
- [3] Adamic, L., Huberman, B.: The nature of markets in the World Wide Web. *QJEC* 1:5 (2000).
- [4] Adamic, L., Huberman, B.: The Web's hidden order. *Communications of the ACM* 44:9 (2001).
- [5] Adamic, L.: Network dynamics: The World-Wide-Web. Ph.D. Thesis. Stanford University (2001).
- [6] Albert, R., Barabasi, A.: Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics* 74:47 (2002).
- [7] Arthur, B.: *Increasing Returns and Path Dependence in the Economy*. University of Michigan Press (1994).
- [8] Arthur, B.: Industry location patterns and the importance of history. In *Increasing Returns and Path Dependence in the Economy*. University of Michigan Press (1994).
- [9] Arthur, B., Lane, D.: Information Contagion. In *Increasing Returns and Path Dependence in the Economy*. University of Michigan Press (1994).
- [10] Arthur, B.: Bounded Rationality and Inductive Behavior (the El Farol Problem). *American Economic Review* 84:406 (1994).
- [11] Arthur, B.: Complexity in Economic and Financial Markets. *Complexity* 1:20 (1995).
- [12] Arthur, B.: Increasing Returns and the Two Worlds of Business. *Harvard Business Review* July-August 1996 (1996)
- [13] Arthur, B., Holland, J., LeBaron, B., Palmer, R., Tayler, P.: Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. In *The Economy as an Evolving Complex System II*. Addison-Wesley (1997).
- [14] Arthur, B.: Complexity and the Economy. *Science* 284:107 (1999).
- [15] AT Kearney. <http://www.atkearney.com>.

- [16] Axtell, R.: The Emergence of firms in a population of agents. *The Brookings Institution, working paper* (1999).
<http://www.brook.edu/dybdocroot/es/dynamics/papers/firms/firmspage.htm>
- [17] Axtell R., Epstein, J.: Coordination in Transient Social Networks: An Agent-Based computational model of the timing of retirement. In *Behavioral Dimensions of Retirement Economics*, ed Aaron, H. J., Brookings Instit., Washington D.C. (1999).
- [18] Axtell, R.: Why Agents? On the Varied Motivations for Agent Computing in the Social Sciences. *The Brookings Institution, working paper* (2000)
<http://www.brook.edu/dybdocroot/es/dynamics/papers/agents/agents.htm>.
- [19] Axtell. R.: Effects of interaction topology and activation regime in several multi-agent systems. *The Brookings Institution, working paper* (2000)
<http://www.brook.edu/dybdocroot/ES/dynamics/papers/interaction/default.htm>.
- [20] Bak, P.: *How nature works: the science of self-organized criticality*. Copernicus, Springer-Verlag New York Inc. (1999).
- [21] Banerjee, A., Fudenberg, D.: Word of mouth learning. Working paper (2001)
<http://fudenberg.fas.harvard.edu/mouth.htm>
- [22] Barabasi, A., Albert, R.: Emergence of scaling in random networks. *Science* 286:509 (1999).
- [23] Barabasi, A., Albert, R., Jeong, H.: Mean-field theory for scale-free random networks. *Physica A* 272:173 (1999).
- [24] Barat, A., Weight, M.: On the properties of small-world networks. *Euro. Phys. Journ. B* 13:547 (2000).
- [25] Bailey, J.: Intermediation and Electronic Markets: Aggregation and Pricing in Internet Commerce. *Ph.D. Thesis MIT* (1998).
- [26] Bianconi, G., Barabasi, A.: Competition and multiscaling in evolving networks. *Europhy. Lett.* 54:436-442 (2001).
- [27] Brin, S., Page, L.: The anatomy of a large scale hypertextual web search engine. 7th WWW Conference (1998).
- [28] Broder, A., Kumar, R., Maghoul, F., Raghavan, P., Rajagopalan, S., Stata, R., Tomkins, A., Wiener, J.: Graph structure in the Web. 9th WWW Conference (2000).
- [29] Christaller, W.: *Central Places in Southern Germany*. Yale University Press (1954).
- [30] Cockburn, A., McKenzie, B.: What do web users do? An empirical analysis of web use. Working paper (2000).
- [31] Computer Industry Almanac Incorporation. <http://www.c-i-a.com>.
- [32] Dorogovtsev, S., Mendes, J., Samukhin, A.: Structure of growing networks: Exact solution of the Barabasi-Albert's model. *Phys. Rev. Lett.* 85:4633 (2000).
- [33] Ellison, G., Fudenberg, D.: Word of mouth communication and social learning. *Quarterly Journal of Economics* 110:612 (1995).
- [34] Epstein, J., Axtell, R.: *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*. Brookings Institution Press and The MIT Press (1996).

- [35] Ergun, G., Rodgers, G.: Growing random networks with fitness. *Physica A* 303:261 (2002).
- [36] Faloutsos, M., Faloutsos, P., Faloutsos, C.: On power-law relationships of the Internet topology. In *Proceedings of SIGCOMM 1999* (1999).
- [37] Floyd, S., Paxson, V.: Difficulties in simulating the Internet. *IEEE/ACM Transactions on Networking* Vol. 9 No 4: 392-403 (2001).
- [38] Fujita, M., Krugman, P., Venables, A.: *The Spatial Economy. Cities Regions and International Trade*. The MIT Press (1999).
- [39] Holme, P., Kim, B.: Growing scale-free networks with tunable clustering. *Phys. Rev. E* 65 (2002)
- [40] Huberman, B., Glance, N.: Evolutionary games and computer simulation. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA* 90:7716 (1993).
- [41] Huberman, B., Adamic, L.: Growth dynamics of the World Wide Web. *Nature* 401:131 (1999).
- [42] Information Cities Project. <http://ocities.csd.uoc.gr>
- [43] Jeong, H., Tombor, B., Albert, R., Oltvai, Z., Barabasi, A.: The large-scale organization of metabolic networks. *Nature* 407:651 (2000).
- [44] Jeong, H., Mason, S., Barabasi, A., Oltvai, Z.: Measuring preferential attachment for evolving networks (2001). <http://xxx.lanl.gov/abs/cond-mat/0104131>.
- [45] Johnson, E., Moe, W., Fader, P., Bellman, S., Lohse, J.: On the depth and dynamics of online search behavior. *Columbia University Working Paper* (2000). <http://www.cebiz.org/Papers/depth%20dynamics.pdf>.
- [46] Kirman, A., Vriend, N.: Evolving market structure: An ACE model of price dispersion and loyalty. *Journal of Economic Dynamics and Control* 25:459 (2001).
- [47] Kleinberg, J., Kumar, R., Raghavan, P., Rajagopalan, D., Tomkins, A.: The Web as a graph: measurements, models, and methods. In *Proceedings of the International Conference on Combinatorics and Computing* (1999).
- [48] Kleinberg, J., Lawrence, S.: The structure of the Web. *Science* 294:1849 (2000).
- [49] Kleinberg, J.: Navigation in a small world. *Nature* 406:845 (2000).
- [50] Klemm, K., Eguiluz, V.: Growing scale-free networks with small world behavior. *Phys. Rev. E* 65 (2002).
- [51] Klemm, K., Eguiluz, V.: Highly clustered scale-free networks. *Phys. Rev. E* 65 (2002).
- [52] Kochen, M.: *The Small World*. Norwood (1989).
- [53] Krapivsky, P., Render, S., Leyvraz, F.: Connectivity of growing random networks. *Phys. Rev. Lett.* 85:4629 (2000).
- [54] Krapivsky, P., Rodgers, G., Render, S.: Degree distribution of growing networks. *Phys. Rev. Lett.* 86:5401 (2001).
- [55] Krugman, P.: *The Self-Organizing Economy*. Blackwell Publishers (1996).
- [56] Krugman, P.: *Pop Internationalism*. The MIT Press (1996).

- [57] Kumar, R., Raghavan, P., Rajagopalan, S., Sivakumar, D., Tomkins, A., Upfal, E.: The Web as a graph. *Proceedings of the Nineteenth ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems* 1-10 (2000).
- [58] Kumar, R., Raghavan, P., Rajagopalan, S., Sivakumar, D., Tomkins, A., Upfal, E.: Stochastic models for the web graph. *Proceedings of 41th IEEE Symposium on Foundations of Computer Science* 57-65 (2000).
- [59] Lelis, S., Kavassalis, P., Sairamesh, J., Haridi, S., Holmgren, F., Rafea, M., Hatzistamatiou, A.: Regularities in the formation and evolution of information cities. In *Digital Cities II: Conceptual and Sociological Applications, Lecture Notes in Computer Science* 2362:41-55 (2001).
- [60] Liljeros, F., Edling, C, Amaral, L, Stanley, H. E., Aberg, Y.: The web of human sexual contacts. *Nature* 411:907-908 (2001).
- [61] Losch, A.: *The Economics of Location*. Prentice Hall (1966).
- [62] MacKie-Mason, J., Shenker, S., Varian, H.: Service Architecture and Content Provision: The Network Provider as Editor. *Telecommunications and Policy* vol. 20:203 (1996).
- [63] Marshall, A.: *Principles of Economics*. The Macmillan Press LTD (1920).
- [64] Milgram, S.: The small world problem. *Psychology Today* 2:60 (1967).
- [65] Moore, C., Newman, M.: Epidemics and percolation in small-world networks. *Phys. Rev. E* 61:5678 (2000).
- [66] Newell, A., Simon, H.: *Human Problem Solving*. Prentice Hall (1972).
- [67] Newman, M.: The structure of scientific collaboration networks. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 98:404 (2001).
- [68] Rafea, M., Holmgren, F., Popov, K., Haridi, S., Lelis, S., Kavassalis, P., Sairamesh, J.: Application architecture of the Internet Simulation Model: Web Word of Mouth (WoM). In *Proceedings of IASTED International Conference on Modelling and Simulation MS2002* (2002).
- [69] Rafea, M., Popov, K., Lelis, S., Holmgren, F., Kavassalis, P., Haridi, S., Sairamesh, J.: Large scale agent based simulation environment. To appear in *System Analysis Modelling Simulation* (2002).
- [70] Simon, H.: On a class of skew distribution functions. *Biometrika* 42:425 (1955).
- [71] Strogatz, S.: Exploring complex networks. *Nature* 410:268 (2001)
- [72] Tadic, B.: Dynamics of directed graphs: the World Wide Web. *Physica A* 293:273 (2001).
- [73] Tausher, L., Greenberg, S.: How people revisit web pages: Empirical findings and implications for the design of history systems. *Int. J. Human Computer Studies* (1997).
- [74] Vriend, N: Was Hayek an Ace? *Southern Economic Journal* 68 4:811 (2002).
- [75] Wasserman, S., Faust, K.: *Social Network Analysis*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K. (1994).
- [76] Watts, D, Strogatz, S.: Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature* 393:440 (1998).

- [77] Watts, D.: *Small Worlds: The Dynamics of Networks between Order and Randomness*. Princeton University Press (1999).
- [78] Web Characterization Project. <http://wcp.oclc.org>.
- [79] Wellman, B.: Little Boxes, Glocalization, and Network Individualism. In *Digital Cities II: Conceptual and Sociological Applications, Lecture Notes in Computer Science* 2362:10-25 (2001). s