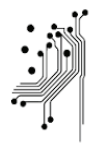




ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ  
ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ  
ΙΔΡΥΜΑ  
ΔΥΤΙΚΗΣ ΕΛΛΑΔΑΣ



Τμήμα  
Μηχανικών  
Πληροφορικής τ.ε.  
Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα  
Δυτικής Ελλάδας

Πτυχιακή Εργασία

# Μαζικά Δεδομένα (Big Data) και Τεχνολογίες Επεξεργασίας τους

Χαρίλαος Πέτρου Α.Μ. 1628

Εισηγητής: Δρ. Μιχάλης Παρασκευάς



Αντίρριο 2017

## Περιεχόμενα

Περίληψη.....	9
Abstract .....	10
1. Εισαγωγή .....	11
2. BIG DATA: ΟΡΙΣΜΟΣ, ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ, ΚΥΡΙΑΡΧΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ.....	13
2.1 BIG DATA – ΟΡΙΣΜΟΣ .....	13
2.2 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ ΤΩΝ BIG DATA.....	16
2.3 ΚΥΡΙΑΡΧΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΣΤΑ BIG DATA.....	18
2.3.1 Επεξεργασία Ροής Δεδομένων .....	19
2.3.2 Επεξεργασία Δέσμης Τεμαχίων .....	19
3. ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ BIG DATA .....	20
3.1 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ BIG DATA.....	21
3.2 ΘΕΩΡΗΣΗ ΔΟΜΗΣ ΦΑΣΕΩΝ.....	21
3.2.1 Φάση της παραγωγής των δεδομένων.....	21
3.2.2 Φάση της απόκτησης των δεδομένων.....	21
3.2.3 Φάση της αποθήκευσης των δεδομένων .....	22
3.2.4 Φάση της ανάλυσης των δεδομένων .....	22
3.3 ΘΕΩΡΗΣΗ ΔΟΜΗΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ .....	22
4. ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ BIG DATA .....	25
4.1 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΣΤΗ ΣΥΛΛΟΓΗ ΚΑΙ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	25
4.1.1 Αναπαράσταση δεδομένων .....	25
4.1.2 Μείωση Πλεονασμού και Συμπύεση Δεδομένων .....	25
4.1.3 Διαχείριση του κύκλου ζωής των δεδομένων.....	25
4.1.4 Προστασία και Ασφάλεια Δεδομένων .....	26
4.2 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΙΚΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ BIG DATA .....	26
4.2.1 Προσεγγιστική Ανάλυση .....	26
4.2.2 Σύνδεση με τα Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης (Social Media).....	26
4.2.3 Ισχυρή Ανάλυση (Deer Analytics) .....	26
5. ΠΑΡΑΛΛΗΛΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΕΓΑΛΗΣ ΚΛΙΜΑΚΑΣ ΚΑΙ BIG DATA .....	28
5.1 Διαχείριση Ενέργειας.....	28
5.2 Επεκτασιμότητα .....	28
5.3 Συνεργασία .....	28
6. ΔΟΜΗ ΦΑΣΕΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ BIG DATA.....	28
6.1 ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	28

6.1.1 Πηγές δεδομένων .....	29
6.1.2 Χαρακτηριστικά των δεδομένων.....	31
6.2 ΑΠΟΚΤΗΣΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ .....	32
6.2.1 Συλλογή δεδομένων .....	32
6.2.2 Μετάδοση δεδομένων.....	36
6.2.3 Προεπεξεργασία δεδομένων .....	39
6.3 ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	43
6.3.1 Υποδομή αποθήκευσης .....	43
6.3.2 Τεχνολογίες αποθήκευσης.....	44
6.3.3 Αρχιτεκτονικές δικτύου αποθήκευσης .....	46
6.3.4 Λίμνες δεδομένων (data lakes) .....	47
6.4 ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ .....	48
6.4.1 Συστήματα αρχείων.....	49
6.4.2 Τεχνολογίες βάσεων δεδομένων .....	49
6.4.3 Σύγκριση των NoSQL βάσεων δεδομένων .....	56
6.4.4 Διακυβέρνηση δεδομένων (data governance).....	58
7. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ.....	59
7.1 ΓΕΝΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	59
7.2 ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΡΟΗΣ .....	65
7.3 ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ.....	66
8. ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ .....	68
8.1 ΣΚΟΠΟΣ ΚΑΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ.....	69
8.2 ΚΟΙΝΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....	70
8.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΣΤΗΝ ΕΞΟΡΥΞΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ .....	71
9. ΕΞΕΛΙΞΗ ΤΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ.....	89
9.1 ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΗ ΠΟΡΕΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΔΡΑΙΩΣΗ ΤΩΝ BIG DATA.....	89
9.2 ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΙΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ BIG DATA.....	91
10. ΠΛΑΤΦΟΡΜΕΣ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ BIG DATA .....	104
10.1 HADOOP.....	104
10.1.1 Στοιβες λογισμικού HADOOP .....	105
10.1.2 Ανάπτυξη του HADOOP .....	108
10.1.3 Αναγκαίες βελτιώσεις στο HADOOP.....	108
11. ΣΗΜΕΙΑ ΑΝΑΦΟΡΑΣ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ BIG DATA.....	111
11.1 ΠΡΟΣΠΑΘΕΙΕΣ ΤΥΠΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΗΜΕΙΩΝ ΑΝΑΦΟΡΑΣ.....	111

11.2 ΣΥΓΧΡΟΝΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΣΤΑ ΣΗΜΕΙΑ ΑΝΑΦΟΡΑΣ BIG DATA .....	114
11.3 ΤΟ ΜΕΛΛΟΝ ΤΩΝ ΣΗΜΕΙΩΝ ΑΝΑΦΟΡΑΣ .....	115
12. ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ και ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	116
12.1 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ .....	116
12.2 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ και ΚΡΙΤΙΚΗ .....	117
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ :.....	121
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	131

## Πίνακες – Εικόνες – Σχήματα

- Πίνακας 1.** Σύγκριση μεταξύ Big data και παραδοσιακών δεδομένων (σελ. 15)
- Πίνακας 2.** Σύγκριση μεταξύ της επεξεργασίας ροής δεδομένων και της επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων (σελ. 20)
- Πίνακας 3.** Τυπικές πηγές προέλευσης δεδομένων στο πεδίο των Big data (σελ. 32)
- Πίνακας 4.** Σύγκριση τριών μεθόδων συλλογής δεδομένων (σελ. 36)
- Πίνακας 5.** Απόφαση σχεδιασμού για συστήματα αποθήκευσης NoSQL (σελ. 56)
- Πίνακας 6.** Σύνοψη χαρακτηριστικών των μοντέλων προγραμματισμού (σελ. 67-68)
- Πίνακας 7.** Ταξινόμηση της ανάλυσης στο πεδίο των Big data (σελ.103 )
- Πίνακας 8.** Σύνοψη των ενοτήτων του Hadoop (σελ 107)
- 
- Εικόνα1.** Συνοπτική ιστορία των Big data με σημαντικά ορόσημα (σελ 16)
- Εικόνα 2.** Πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ενός συστήματος Big data (σελ.24 )
- Εικόνα 3.** Στάδιο συλλογής δεδομένων στα Big data (σελ 33)
- Εικόνα 4.** Διαδικασία μετάδοσης δεδομένων για Big data (σελ 37)
- Εικόνα 5.** Πολυεπίπεδο σύστημα αποθήκευσης βασισμένο σε Solid State Drive (σελ 45)
- Εικόνα 6.** Αρχιτεκτονική δικτύου των συστημάτων αποθήκευσης ( σελ.47 )
- Εικόνα 7.** Τεχνολογία διαχείρισης δεδομένων (σελ 48)
- Εικόνα 8.** Διαχωρισμός και αντιγραφή κλειδιού στο δακτύλιο Dynamo (σελ 50)
- Εικόνα 9.** Μοντέλο δεδομένων του Bigtable (σελ 51)
- Εικόνα 10.** Μοντέλο δεδομένων της MongoDB (σελ. 54)
- Εικόνα 11.** Ιεραρχική αρχιτεκτονική της βιβλιοθήκης του πυρήνα του λογισμικού Hadoop (σελ.105 )
- 
- Σχήμα 1.** Σχήμα του υπολογισμού που πραγματοποιεί το MapReduce (σελ. 60)
- Σχήμα 2.** Συνοπτική εικόνα της εκτέλεσης ενός προγράμματος MapReduce (σελ. 63)
- Σχήμα 3.** Διαχωρισμός δύο κλάσεων από ένα υπερεπίπεδο (σελ. 75)
- Σχήμα 4.** Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (σελ. 76)
- Σχήμα 5.** Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (σελ. 76)
- Σχήμα 6.** Διχτυωτό πλέγμα στοιχειοσυνόλων (σελ. 80)

*The future ain't what it used to be*

*Yoggi Berra*

## **Ευχαριστίες**

Ευχαριστώ τον καθηγητή Δρ. Μιχάλη Παρασκευά για την υπομονή και την κατανόηση για το χρόνο εκτέλεσης αυτής της εργασίας. Οφείλω να αναφέρω τη διαρκή υποστήριξή του όχι μόνο σε εμένα αλλά στο σύνολο των φοιτητών του τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής καθώς και την πληρότητα της διδασκαλίας του στα εξαιρετικά ενδιαφέροντα μαθήματα της επεξεργασίας σημάτων.

Η Μαίρη, ο Έκτορας και η Έρικα είναι εκείνοι που με τη φυσική τους παρουσία ή απουσία με βοήθησαν να περατώσω αυτή την εργασία (και όλες τις υπόλοιπες).





## Περίληψη

Στην εργασία αυτή παρουσιάζεται η ιδέα των Big data, αναφέρεται και αναλύεται η αλυσίδα αξίας των Big data. Αυτή η αλυσίδα αποτελείται από την παραγωγή των δεδομένων, την απόκτηση των δεδομένων, την αποθήκευση των δεδομένων και την ανάλυση των δεδομένων. Στην παραγωγή των δεδομένων, παρουσιάζονται πηγές δεδομένων Big data και τα χαρακτηριστικά αυτών. Στην απόκτηση των δεδομένων, παρουσιάζονται τυπικές τεχνολογίες συλλογής δεδομένων, μέθοδοι μεταφοράς και προ-επεξεργασίας. Για την αποθήκευση στα Big data, παρουσιάζονται οι NoSQL βάσεις δεδομένων, που βασίζονται σε τεχνολογίες σύννεφου (cloud-based), και παρατίθεται σύγκριση βασικών χαρακτηριστικών για το σχεδιασμό συστημάτων Big data. Παρουσιάζονται αντιπροσωπευτικά μοντέλα προγραμματισμού, με κυρίαρχο το MapReduce. Η ανάλυση των δεδομένων, καθοδηγείται από τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, ωστόσο οι τεχνικές εξόρυξης γνώσης είναι εκείνες που επικρατούν. Παρουσιάζονται οι κυριότεροι αλγόριθμοι στην εξόρυξη δεδομένων, που χρησιμοποιούνται ευρέως και στο πεδίο των Big data και αναφέρονται παραδείγματα εφαρμογών Big data. Τέλος, γίνεται αναφορά στην επικρατέστερη πλατφόρμα λογισμικού σε όλο το φάσμα των Big data, το Hadoop και στα σύγχρονα σημεία αναφοράς των Big data.

**Λέξεις κλειδιά:** *Big data, NoSQL βάσεις δεδομένων, MapReduce, εξόρυξη δεδομένων, Hadoop.*

## Abstract

This paper introduces the idea of Big Data, reports and analyzes the Big Data value chain. This chain consists of data production, data acquisition, data storage and data analysis. In data production Big Data sources and their characteristics are presented. In data acquisition, standard data collection technologies transfer and pre-processing methods are presented. For Big data storage, NoSQL databases based on cloud-based technologies are presented, and a comparison of key features for the design of Big Data systems is listed. Representative programming models, dominated by MapReduce, are presented. Data analysis is guided by data characteristics, but data mining techniques are the ones that prevail. The main data mining algorithms, widely used in the Big Data field, are also presented, and examples of Big Data applications are reported. Finally, reference is made to the most prevalent software platform across Big Data, Hadoop and today's Big Data benchmarks.

**Key words:** *Big data, NoSQL databases, MapReduce, data mining, Hadoop.*

## 1. Εισαγωγή

Το φαινόμενο των Big Data, έχει μετασηματίσει σε εύρος την κοινωνία και συνεχίζει να προσελκύει το ενδιαφέρον από διαφορετικά πεδία, τόσο από ειδικούς της τεχνολογίας όσο και από το κοινό γενικότερα. Είναι φανερό ότι η εποχή κυριαρχείται από κατακλυσμό δεδομένων κάτι που αποδεικνύεται από τον όγκο των δεδομένων από διάφορες πηγές και τον αυξανόμενο ρυθμό παραγωγής τους. Από το 2005 έως το 2020, ο παγκόσμιος όγκος δεδομένων προβλέπεται ότι θα αυξηθεί κατά ένα παράγοντα της τάξης του 300, από 130 exabytes σε 40.000 exabytes, παρουσιάζοντας διπλή αύξηση κάθε δύο χρόνια[1]. Ο όρος «Big Data» επινοήθηκε για κάνει αντιληπτή την τάση έκρηξης των δεδομένων και μάλιστα τα δεδομένα έχουν χαρακτηριστεί ως το νέο πετρέλαιο που αναμένεται να μετασηματίσει την κοινωνία. Η δυναμική αξία των παγκόσμιων προσωπικών δεδομένων γεωγραφικής θέσης εκτιμάται να είναι 100\$ δισεκατομμύρια δολάρια ως έσοδα για τους παρόχους υπηρεσιών κατά τη διάρκεια των επόμενων δέκα ετών και 700\$ δισεκατομμύρια ως έξοδα για τους τελικούς χρήστες (εταιρίες και πελάτες)[2].

Η δυναμική που σχετίζεται με τα Big Data έχει οδηγήσει στη δημιουργία ενός ερευνητικού πεδίου που γρήγορα προσέλκυσε μεγάλο ενδιαφέρον από διάφορους τομείς ( βιομηχανία, ερευνητική κοινότητα, κυβερνήσεις κ.α. ). Το ευρύ ενδιαφέρον αρχικά εκφράστηκε με αναφορές τόσο σε εκθέσεις της βιομηχανίας[2] όσο και σε μέσα μαζικής ενημέρωσης [3],[4],[5],[6],[7]. Αυτό το αυξανόμενο ενδιαφέρον για τα Big Data από ποικίλους τομείς απαιτεί μια ξεκάθαρη κατανόηση του ορισμού τους, της εξελικτικής τους πορείας , των αναδυόμενων τεχνολογιών τους και των δυναμικών προκλήσεων.

Λόγω της φύσης των Big Data, ο σχεδιασμός ενός συστήματος Big Data αντιμετωπίζει σειρά τεχνικών προκλήσεων. Οι ανόμοιες πηγές δεδομένων και ο τεράστιος όγκος δυσχεραίνουν τη συλλογή, την ενοποίηση και την επέκταση των δεδομένων από κατανεμημένες τοποθεσίες. Χρειάζεται παράλληλα να παρέχεται εγγύηση λειτουργίας και απόδοσης, για τη γρήγορη ανάκτηση, την επεκτασιμότητα και την προστασία της ιδιωτικότητας των δεδομένων. Ακόμη, η συστηματική υπολογιστική ανάλυση (analytics) των Big Data, οφείλει να διεκπεραιώνει αποτελεσματικά την εξόρυξη και την στατιστική ανάλυση μαζικών συνόλων δεδομένων σε πραγματικό ή κοντά στον πραγματικό χρόνο, για βελτιωμένη λήψη

αποφάσεων και τη δημιουργία συγκριτικών αποτελεσμάτων, χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως η μοντελοποίηση και η βελτιστοποίηση.

Αυτές οι τεχνολογικές προκλήσεις απαιτούν μια αναμορφωμένη επανεξέταση των σύγχρονων συστημάτων διαχείρισης δεδομένων, εκτεινόμενη από τις αρχιτεκτονικές αρχές έως τις λεπτομέρειες της υλοποίησης. Κορυφαίες εταιρίες [8] απορρίπτουν τις μεταβατικές λύσεις και υιοθετούν τις αναδυόμενες πλατφόρμες των Big Data.

Τα παραδοσιακά συστήματα διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων, που κυρίως βασίζονται στο Σχεσιακό Σύστημα Διαχείρισης Βάσεων Δεδομένων (ΣΣΔΒΔ) (**Relational Data Bases Management System-RDBMS**), κρίνονται ανεπαρκή στο πεδίο των Big Data. Η αναντιστοιχία ανάμεσα στα παραδοσιακά ΣΣΔΒΔ και στα Big Data εμπίπτει στις δύο ακόλουθες κατευθύνσεις: Σχετικά με τη δομή των δεδομένων, τα ΣΣΔΒΔ μπορούν να υποστηρίξουν μόνο δομημένα δεδομένα και προσφέρουν ελάχιστη υποστήριξη για ημί-δομημένα ή αδόμητα δεδομένα, που αποτελούν και τον κύριο όγκο των δεδομένων στα Big Data. Σχετικά με την επεκτασιμότητα, η κλιμάκωση των ΣΣΔΒΔ συνέβη με τη χρήση ακριβού υλικού (hardware) ενώ ο συνεχώς αυξανόμενος όγκος δεδομένων στα Big Data, απαιτεί χρήση εμπορικού hardware για την επίτευξη παράλληλης επεκτασιμότητας.

Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων, έχουν προταθεί διάφορες ad hoc λύσεις. Η υπολογιστική νέφος (cloud computing) μπορεί να αναπτυχθεί ως το επίπεδο υποδομής για συστήματα Big Data, ώστε να πληρούν συγκεκριμένες απαιτήσεις όπως ικανοποιητικό κόστος, ελαστικότητα και ικανότητα αναβάθμισης ή υποβάθμισης. Τα κατακευματωμένα συστήματα αρχείων (Distributed File Systems-DFS) [9] και οι βάσεις δεδομένων NoSQL [10] είναι κατάλληλα για συνεχή και επίμονη αποθήκευση και διαχείριση μαζικών συνόλων δεδομένων, που βρίσκονται σε ελεύθερη μορφή (όχι δομημένη). Το MapReduce [11], ένα προγραμματιστικό πλαίσιο, έχει επιδείξει μεγάλη επιτυχία στην επεξεργασία εργασιών που αφορούν συνάθροιση ομάδων όπως για παράδειγμα η κατάταξη ιστοσελίδων. Το Hadoop [12] ενσωματώνει αποθήκευση δεδομένων, επεξεργασία δεδομένων, διαχείριση συστήματος και άλλες ενότητες που σχηματίζουν μια ισχυρή λύση σε επίπεδο συστήματος, και το καθιστούν τη βασική πλατφόρμα για το χειρισμό των μαζικών δεδομένων στο πεδίο των Big Data. Διάφορες εφαρμογές Big Data μπορούν να δημιουργηθούν, βασισμένες σε αυτές τις καινοτόμες τεχνολογίες και πλατφόρμες.

## **2. BIG DATA: ΟΡΙΣΜΟΣ, ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ, ΚΥΡΙΑΡΧΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ**

### **2.1 BIG DATA – ΟΡΙΣΜΟΣ**

Ο ορισμός των Big data εκτείνεται σε διαφορετικά επίπεδα και η επίτευξη συναίνεσης για την αποσαφήνισή του είναι δύσκολη. Ο όρος Big data δεν σημαίνει μόνο ένα μεγάλο όγκο δεδομένων αλλά επίσης και άλλα χαρακτηριστικά που τον διαφοροποιούν από τις έννοιες των «Μαζικών Δεδομένων» και των «Πολύ μεγάλου όγκου δεδομένων». Στην βιβλιογραφία εμφανίζονται διάφοροι ορισμοί για τα Big data, και τρεις τύποι ορισμών παίζουν σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση της θεώρησης των Big data.

*Ορισμός χαρακτηριστικών:* Η IDC (International Data Corporation) ορίζει τα Big data σε έκθεση του 2011 [13] ως εξής: Οι τεχνολογίες Big data χαρακτηρίζουν/περιγράφουν μια νέα γενιά τεχνολογιών και αρχιτεκτονικών, που έχουν σχεδιαστεί για να εξάγουν οικονομικά, αξία από πολύ μεγάλους όγκους ευρείας γκάμας δεδομένων, επιτρέποντας υψηλές ταχύτητες τόσο στη συλλογή τους όσο και στην ανακάλυψη και την ανάλυσή τους. Αυτός ο ορισμός αναδεικνύει τα τέσσερα εξέχοντα χαρακτηριστικά /γνωρίσματα των Big data δηλαδή τον όγκο (volume), την ποικιλία (variety), την ταχύτητα (velocity) και την αξία (value). Σαν αποτέλεσμα ο ορισμός των '4Vs', από τα αρχικά των αγγλικών όρων, χρησιμοποιείται ευρέως για να χαρακτηρίσει τα Big data. Άλλη έρευνα, το 2001 [2] αναφέρει ότι η αύξηση των διαθέσιμων δεδομένων, συντίθεται από τρεις διαστάσεις: αυξανόμενο όγκο, ταχύτητα και ποικιλία. Αν και αυτή η περιγραφή δεν είχε στόχο να ορίσει τα Big data, μεγάλο μέρος της βιομηχανίας όπως η IBM [14] και η Microsoft [15], συνεχίζει να τη χρησιμοποιεί [16]. Ωστόσο νεότερες εργασίες προσθέτουν αναδυόμενα χαρακτηριστικά που προκύπτουν και αναδεικνύουν πτυχές των Big data που ενδεχομένως να μην ήταν φανερά τα πρώτα χρόνια. Οι Qiu et al. [17], συμπληρώνουν τον παραπάνω ορισμό με την αξιοπιστία (veracity) των δεδομένων, για να κάνουν εμφανή, την αντιμετώπιση και τη διαχείριση της αβεβαιότητας και της ατέλειας των δεδομένων, στην ποιότητά τους [18].

*Συγκριτικός ορισμός:* Το 2011 έκθεση της Mckinsey [2] όρισε τα Big data ως «σύνολα δεδομένων των οποίων το μέγεθος είναι πέρα των δυνατοτήτων των τυπικών εργαλείων λογισμικού βάσεων δεδομένων για συλλογή, αποθήκευση, διαχείριση και

ανάλυση.». Ο ορισμός αυτός είναι υποκειμενικός και δεν ορίζει τα Big data με όρους συγκεκριμένων μετρήσεων. Ωστόσο, ενσωματώνει μια εξελικτική πτυχή στον ορισμό (χρόνο) για το ποια σύνολα δεδομένων μπορούν να θεωρηθούν Big data.

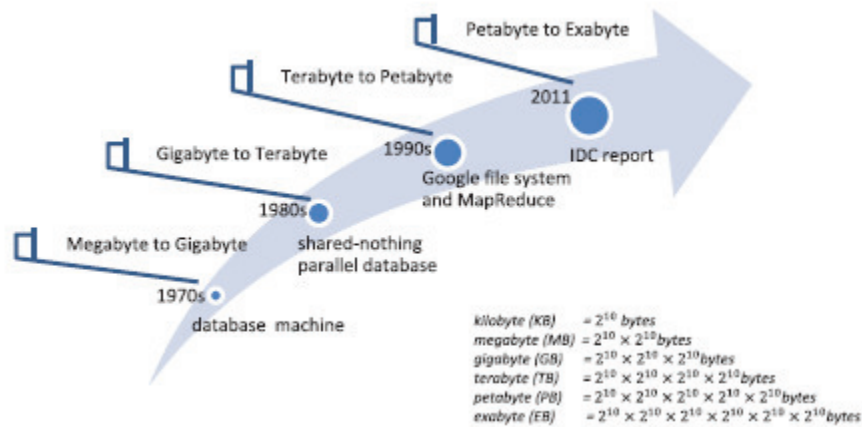
*Ορισμός αρχιτεκτονικής:* Το εθνικό ινστιτούτο προτύπων και τεχνολογίας των ΗΠΑ (NIST) [19] προτείνει ότι: « τα Big data είναι εκεί όπου ο όγκος των δεδομένων, η ταχύτητα απόκτησής τους και η παρουσίαση αυτών των δεδομένων, περιορίζει την ικανότητα για αποτελεσματική ανάλυση με χρήση παραδοσιακών σχεσιακών προσεγγίσεων ή απαιτεί τη χρήση σημαντικής οριζόντιας κλιμάκωσης για αποτελεσματική επεξεργασία.». Επιπλέον, τα Big data μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο κατηγορίες: στην επιστήμη των Big data και στο πλαίσιο των Big data. Επιστήμη των Big data ορίζεται «η μελέτη των τεχνικών που καλύπτουν την απόκτηση, τον εγκλιματισμό και την αξιολόγηση των Big data.» ενώ το πλαίσιο των Big data είναι «βιβλιοθήκες λογισμικού μαζί με τους συνδεδεμένους με αυτές αλγόριθμους, που επιτρέπουν την κατανεμημένη επεξεργασία και ανάλυση, ανάμεσα σε συστάδες υπολογιστικών μονάδων.» Ένα στιγμιότυπο ενός ή περισσότερων πλαισίων Big data είναι γνωστό σαν υποδομή Big data. Η συζήτηση για το τι ακριβώς σημαίνει ο όρος Big data, συνεχίζεται [20],[21].

Η επίτευξη συμφωνίας για τον ορισμό των Big data φαίνεται δύσκολη εάν όχι αδύνατη. Μια λογική προσέγγιση φαίνεται να είναι εκείνη που υιοθετεί όλους τους εναλλακτικούς ορισμούς, καθένας από τους οποίους εστιάζει σε μια συγκεκριμένη πτυχή των Big data[22] καθώς και η αναμονή από κοινό και ειδικούς, πως ο ορισμός των Big data εμπεριέχει δυναμικά χαρακτηριστικά και θα επανακαθορίζεται, με την πάροδο του χρόνου και την εξέλιξη των τεχνολογιών.

**Πίνακας 1. Σύγκριση μεταξύ Big Data και παραδοσιακών δεδομένων (τροπ. από Hu H. et al. 2014 [22]).**

	Παραδοσιακά Δεδομένα	Big Data
Όγκος	GB	Συνεχής Ενημέρωση (TB ή PB επί του παρόντος)
Ρυθμός Παραγωγής	ανά ώρα ,ημέρα,..	ταχύτερα
Δομή	Δομημένα	Ημι-δομημένα ή Αδόμητα
Πηγή Δεδομένων	Κεντρική	Πλήρως Κατανεμημένη
Ενοποίηση Δεδομένων	Εύκολη	Δύσκολη
Αποθήκευση Δεδομένων	ΣΔΣΒΔ	HDFS , NoSQL
Πρόσβαση	Αλληλεπιδραστική	Τεμάχια ή σχεδόν στον πραγματικό χρόνο

Οι ορισμοί που δόθηκαν για τα Big data παρέχουν ένα εννοιολογικό σύνολο για σύγκριση της συστηματικής υπολογιστικής ανάλυσης (analytics) των Big data με την ανάλυση των παραδοσιακών δεδομένων. Αυτή η σύγκριση συνοψίζεται στον πίνακα 1. Ο τεράστιος όγκος των συνόλων δεδομένων είναι ένας κρίσιμος παράγοντας για διάκριση μεταξύ των Big data και των παραδοσιακών δεδομένων. Έπειτα, τα Big data μπορούν να είναι δομημένα, ημι-δομημένα και αδόμητα. Τα παραδοσιακά δεδομένα είναι συνήθως δομημένα με συνέπεια την εύκολη κατηγοριοποίηση και αποθήκευσή τους. Όμως η συντριπτική πλειοψηφία των σημερινών δεδομένων είναι από πηγές στο Διαδίκτυο (π.χ. Facebook, Twitter, YouTube), παραγόμενα από τους ίδιους τους χρήστες. Ενδεικτικά, το Facebook χρειάζεται να αποθηκεύει, να έχει πρόσβαση και να αναλύει πάνω από 30 petabytes σε διαφοροποιημένα μεταξύ τους, δεδομένα που παράγονται από τους χρήστες [23]. Η ταχύτητα επίσης που χαρακτηρίζει τα Big data σημαίνει πως τα σύνολα δεδομένων πρέπει να αναλύονται με ρυθμό που συγχρονίζεται με την ταχύτητα της παραγωγής τους. Για ευαίσθητες στο χρόνο εφαρμογές, (π.χ. ανίχνευση απάτης, διαχείριση δεδομένων με RFID), τα Big data εκχέονται με μορφή τέτοια, που απαιτεί από το σύστημα να επεξεργαστεί τη ροή των δεδομένων όσο το δυνατόν πιο γρήγορα για να μεγιστοποιήσουν την αξία τους. Τέλος, με τη χρήση διαφόρων μεθόδων εξόρυξης για την ανάλυση των μεγάλων συνόλων δεδομένων, μπορεί να προκύψει σημαντική αξία από τεράστιους όγκους δεδομένων χαμηλής αρχικής αξίας, κάτι που μεταφράζεται σε εμπορικά οφέλη.



**Εικόνα 1. Συνοπτική ιστορία των Big Data με σημαντικά ορόσημα. Μπορεί να γίνει διαχωρισμός σε τέσσερα στάδια σύμφωνα με την αύξηση της τάξης μεγέθους των δεδομένων, από τα Megabyte στα Gigabyte, από τα Gigabyte στα Terabyte, από τα Terabyte στα Petabyte και από τα Petabyte στα Exabyte. [Αναπαραγωγή από Hu H. et al. 2014].**

## 2.2 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ ΤΩΝ BIG DATA

Λαμβάνοντας υπόψη την εξέλιξη και την πολυπλοκότητα των συστημάτων Big data, η ιστορική τους εξέλιξη έχει προσεγγιστεί χρονολογικά [23], βάσει των χρησιμοποιούμενων τεχνολογιών [24], και σε σχέση με το μέγεθος των παραγόμενων δεδομένων [22]. Η ιστορική εξέλιξη των Big data, συνδέεται στενά με την ικανότητα της αποτελεσματικής αποθήκευσης και διαχείρισης όλο και μεγαλύτερων συνόλων δεδομένων, με τους περιορισμούς μεγέθους να αυξάνονται κατά τάξεις μεγέθους [22]. Για κάθε βελτίωση στις δυνατότητες αποθήκευσης και διαχείρισης, αναπτύχθηκαν νέες τεχνολογίες βάσεων δεδομένων, όπως φαίνεται στην εικόνα 1. Συνεπώς, η ιστορική εξέλιξη των Big data μπορεί να χωριστεί γενικά στα επόμενα στάδια, σε σχέση με το μέγεθος των παραγόμενων δεδομένων: Από τα *Megabyte* στα *Gigabyte*: Στις δεκαετίες του 1970 και 1980, ιστορικά δεδομένα από επιχειρήσεις, καταδεικνύουν την πρώιμη εισαγωγή στην εποχή των Big data, με την μετακίνηση από τα μεγέθη των Megabyte σε εκείνα των Gigabyte. Η επείγουσα ανάγκη εκείνη την εποχή ήταν να αποθηκευτούν αυτά τα δεδομένα και να εφαρμοσθούν σχεσιακά ερωτήματα για αναλύσεις και εκθέσεις των επιχειρήσεων. Πραγματοποιήθηκαν ερευνητικές προσπάθειες για τη δημιουργία μιας «μηχανής βάσεων δεδομένων», που θα περιλάμβανε υλικό και λογισμικό για την επίλυση προβλημάτων. Έπειτα από ένα χρονικό διάστημα όμως, κατέστη σαφές ότι οι εξειδικευμένες μηχανές βάσεων δεδομένων σε υλικό, δεν θα μπορούσαν να συμβαδίσουν με την εξέλιξη των



υπολογιστών γενικού σκοπού και έτσι τα μετέπειτα συστήματα βάσεων δεδομένων είναι συστήματα λογισμικού, που επιβάλλουν ελάχιστους περιορισμούς στο υλικό και μπορούν να τρέχουν σε υπολογιστές γενικού σκοπού [22]. Από τα *Gigabyte* στα *Terabyte*: Στο τέλος της δεκαετίας του 1980, η ευρεία χρήση της ψηφιακής τηλεφωνίας προκάλεσε την επέκταση του όγκου των δεδομένων σε πολλά gigabyte ή ακόμη και terabyte, κάτι που είναι πέρα των δυνατοτήτων αποθήκευσης ή/και επεξεργασίας ενός ενιαίου (και μεγάλου) υπολογιστικού συστήματος. Ο παραλληλισμός των δεδομένων προτάθηκε (τότε) για να επεκτείνει τις δυνατότητες αποθήκευσης και να βελτιώσει την απόδοση, με τη διανομή/κατανομή των δεδομένων και παρόμοιες εργασίες όπως η δημιουργία ευρετηρίων και η αξιολόγηση ερωτημάτων σε διαφορετικό υλικό ( hardware). Δημιουργήθηκαν διάφοροι τύποι παράλληλων βάσεων δεδομένων, με βάση αυτήν την προσέγγιση που περιλάμβαναν βάσεις δεδομένων διαμοιραζόμενης μνήμης, διαμοιραζόμενου δίσκου και μη διαμοιραζόμενες βάσεις δεδομένων, όλοι επαγόμενοι, από την υποκείμενη αρχιτεκτονική του υλικού. Από τους παραπάνω τρεις τύπους βάσεων δεδομένων, η μη – διαμοιραζόμενη αρχιτεκτονική, δημιουργημένη σε μια δικτυωμένη συστάδα ατομικών υπολογιστών – καθεμία με δικό της επεξεργαστή, μνήμη, και δίσκο [26] – επέδειξε μεγάλη επιτυχία. Τα τελευταία χρόνια υπάρχει άνθηση σε εμπορικά προϊόντα αυτού του τύπου όπως το Teradata [27], Netezza [28], Aster Data [29], Greenplum [30], και Vertica [31]. Αυτά τα συστήματα εκμεταλλεύονται ένα σχεσιακό μοντέλο δεδομένων και γλώσσες δηλωτικών σχεσιακών ερωτημάτων (declarative relational query languages) και πρωτοστατούν στη χρήση του παραλληλισμού μέσω τεχνικών «διαίρει και βασίλευε» για τον διαμοιρασμό των δεδομένων για αποθήκευση. Από τα *Terabyte* στα *Petabyte*: Κατά τη διάρκεια του τέλους της δεκαετίας του 1990, όταν η κοινότητα των βάσεων δεδομένων είχε αποδεχθεί το τέλος των παράλληλων βάσεων δεδομένων, η γρήγορη ανάπτυξη του Web 1.0 οδήγησε στην εποχή του Διαδικτύου, μαζί με πλήθος ημί-δομημένων ή αδόμητων ιστοσελίδων που περιείχαν δεδομένα τάξης μεγέθους των Terabyte ή ακόμη και των Petabyte (PBs). Η αναδυόμενη ανάγκη τότε, για τις εταιρίες αναζήτησης ήταν να μπορέσουν να ταξινομήσουν και να θέτουν ερωτήματα στο διαρκώς επεκτεινόμενο περιεχόμενο του Διαδικτύου. Οι παράλληλες βάσεις δεδομένων αν και χειρίζονται πολύ καλά τα δομημένα δεδομένα, παρέχουν ελάχιστη υποστήριξη για μη δομημένα δεδομένα. Επιπλέον, οι δυνατότητες των συστημάτων περιορίζονταν σε λιγότερα από μερικά terabytes. Για την αντιμετώπιση του ζητήματος της διαχείρισης και ανάλυσης,

η Google δημιούργησε το Google File System (GFS) [32] και το μοντέλο προγραμματισμού MapReduce [11]. Το GFS και το MapReduce, ενεργοποιούν την αυτόματη παραλληλοποίηση των δεδομένων και την κατανομή των εφαρμογών υπολογισμού μεγάλης κλίμακας σε μεγάλες συστάδες εμπορικών διακομιστών (servers). Ένα σύστημα που τρέχει το GFS και το MapReduce μπορεί να αναβαθμιστεί και έτσι είναι σε θέση να επεξεργάζεται απεριόριστο αριθμό δεδομένων. Στα μέσα της δεκαετίας του 2000, τα δεδομένα που δημιουργούνταν από τους χρήστες, αισθητήρες και άλλες πηγές δεδομένων, παρήγαγαν μια συντριπτική ροή δεδομένων μικτής δομής, η οποία απαιτούσε αλλαγή στο μοντέλο, στην αρχιτεκτονική των υπολογιστών και στους μηχανισμούς επεξεργασίας δεδομένων, πολύ μεγάλης κλίμακας. Οι βάσεις δεδομένων NoSQL, που είναι ελεύθερες σχήματος (scheme-free), δηλαδή δεν υπάρχουν σε αυτές σύνολα προτάσεων (περιορισμοί ακεραιότητας) που να επιβάλλονται, με άλλα λόγια δεν υπάρχει φορμαλιστική γλώσσα που να περιγράφει τη δομή τους (και να υποστηρίζεται από ένα ΣΣΔΒΔ), και έτσι είναι γρήγορες, υψηλής επεκτασιμότητας και αξιόπιστες, άρχισαν να χρησιμοποιούνται στο χειρισμό αυτών των δεδομένων. Από τα *Petabyte* στα *Exabyte*: Σύμφωνα με τις τρέχουσες τάσεις ανάπτυξης, τα δεδομένα που αποθηκεύονται και αναλύονται από τις μεγάλες εταιρείες, αναμφίβολα θα φτάσουν από την τάξη μεγέθους των *Petabyte* σε εκείνη των *Exabyte* σύντομα. Ωστόσο η τρέχουσα τεχνολογία ακόμη χειρίζεται δεδομένα της τάξης μεγέθους των *Terabyte* έως και *Petabyte*, δεν έχει αναπτυχθεί ακόμη η τεχνολογία που μπορεί διαχειριστεί μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων. Τα δεδομένα θα συνεχίσουν να επεκτείνονται με τάξεις μεγέθους και βρισκόμαστε στο αρχικό στάδιο αυτού του μεγάλου κύματος δεδομένων [33] στο οποίο υπάρχουν μεγάλες ευκαιρίες για δημιουργία επαναστατικών μηχανισμών και εργαλείων διαχείρισης δεδομένων. Κυρίαρχες βιομηχανικές εταιρείες, όπως οι Google, Oracle, Microsoft, EMC, Facebook και Amazon αναπτύσσουν έργα στο πεδίο των Big Data [22] και κυβερνήσεις προωθούν και χρηματοδοτούν την ανάπτυξη προηγμένων μεθόδων διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων στο πεδίο των Big data [34].

### 2.3 ΚΥΡΙΑΡΧΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΣΤΑ BIG DATA

Η συστηματική υπολογιστική ανάλυση των Big data (Big Data Analytics) είναι η χρήση της ανάλυσης αλγορίθμων που τρέχουν σε ισχυρές πλατφόρμες υποστήριξης, για την αποκάλυψη δυνατοτήτων που αποκρύπτονται εντός των Big data (κρυμμένα

μοτίβα, άγνωστες συσχετίσεις κ.α.). Ανάλογα με τις απαιτήσεις στο χρόνο επεξεργασίας, η συστηματική υπολογιστική ανάλυση των Big data (Big Data Analytics) μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο εναλλακτικές μορφές προσέγγισης:

**2.3.1 Επεξεργασία Ροής Δεδομένων** Το σημείο εκκίνησης για την προσέγγιση Ροής δεδομένων [35] είναι η παραδοχή ότι η δυνητική αξία των δεδομένων εξαρτάται από το πόσο πρόσφατα έχουν παραχθεί. Έτσι η προσέγγιση επεξεργασίας ροής αναλύει τα δεδομένα το συντομότερο δυνατόν για να αντλήσει τα αποτελέσματά της. Σε αυτή την προσέγγιση, τα δεδομένα καταφτάνουν σε ροή. Σε αυτή τη συνεχή ροή, που είναι γρήγορη και μεταφέρει τεράστιο όγκο δεδομένων, μόνο ένα τμήμα της ροής αποθηκεύεται σε περιορισμένη μνήμη. Πραγματοποιούνται μια ή περισσότερες σαρώσεις πάνω στη ροή για να βρεθούν προσεγγιστικά αποτελέσματα. Αντιπροσωπευτικά συστήματα ανοιχτού κώδικα για την προσέγγιση αυτή είναι το Storm[36], το S4[37], το Kafka[38]. Η προσέγγιση επεξεργασίας ροής χρησιμοποιείται για online εφαρμογές, συνήθως σε επίπεδο δευτερολέπτου ή ακόμη και χιλιοστού δευτερολέπτου.

**2.3.2 Επεξεργασία Δέσμης Τεμαχίων** Στην προσέγγιση δέσμης τεμαχίων, τα δεδομένα πρώτα αποθηκεύονται και μετά αναλύονται. Το MapReduce είναι το κυρίαρχο μοντέλο στην προσέγγιση δέσμης τεμαχίων. Η κεντρική ιδέα στο MapReduce είναι ότι τα δεδομένα αρχικά χωρίζονται σε μικρά τεμάχια. Στη συνέχεια αυτά τα τεμάχια επεξεργάζονται παράλληλα και κατανεμημένα για να παράγουν ενδιάμεσα αποτελέσματα. Το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει από τη συνάθροιση όλων των ενδιάμεσων αποτελεσμάτων. Αυτό το μοντέλο χρονο-δρομολογεί τους υπολογιστικούς πόρους κοντά στην τοποθεσία που βρίσκονται τα δεδομένα, κάτι που οδηγεί στην αποφυγή κόστους επικοινωνίας στη μεταφορά των δεδομένων. Το μοντέλο MapReduce είναι απλό και χρησιμοποιείται ευρέως στη βιοπληροφορική, στην εξόρυξη δεδομένων από το web (web mining) και στη μηχανική μάθηση. Υπάρχουν πολλές διαφορές μεταξύ αυτών των προσεγγίσεων επεξεργασίας όπως φαίνεται και στη σύνοψη του πίνακα 2.

**Πίνακας 2. Σύγκριση μεταξύ της επεξεργασίας ροής δεδομένων και της επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων (τροπ. από Hu H. et al. 2014)**

	Επεξεργασίας Ροής Δεδομένων	Επεξεργασία Δέσμης Τεμαχίων
Είσοδος	ροή νέων δεδομένων ή ενημερώσεις	κομμάτια δεδομένων
Μέγεθος δεδομένων	άπειρο ή άγνωστο εκ των προτέρων	γνωστό και πεπερασμένο
Αποθήκευση	όχι αποθήκευση ή αποθήκευση μη δεδομένου τμήματος στη μνήμη	αποθήκευση
Υλικό	τυπικό μοναδικό και περιορισμένο ποσό μνήμης	πολλαπλές CPUs , μνήμες
Επεξεργασία	ένα μοναδικό ή λίγα περάσματα στα δεδομένα	υποβάλλονται σε επεξεργασία σε πολλούς γύρους
Χρόνος	λίγα sec ή ακόμα και millisec	πολύ περισσότερο
Εφαρμογές	Εξόρυξη Ιστού, Δίκτυα Αισθητήρων, Παρακολούθηση κυκλοφορίας	ευρέως υιοθετημένο σχεδόν σε κάθε πεδίο

Η προσέγγιση επεξεργασίας ροής είναι κατάλληλη για εφαρμογές στις οποίες τα δεδομένα παράγονται με τη μορφή ροής και απαιτείται ταχεία επεξεργασία για την επίτευξη προσεγγιστικών αποτελεσμάτων. Οι περισσότερες εφαρμογές έχουν υιοθετήσει την προσέγγιση της επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων, ακόμη και ορισμένες εφαρμογές επεξεργασίας σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιούν το μοντέλο επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων, για να επιτύχουν ταχύτερη απόκριση. Επιπλέον πραγματοποιείται ερευνητική προσπάθεια για να ενσωματώσει τα πλεονεκτήματα και των δύο αυτών προσεγγίσεων [22]. Οι πλατφόρμες επεξεργασίας Big data μπορούν να χρησιμοποιούν εναλλακτικά τις δύο προσεγγίσεις επεξεργασίας, ωστόσο οι διαφορές σε αυτές τις δύο προσεγγίσεις μπορεί να προκαλέσουν διακρίσεις στην αρχιτεκτονική των συνδεδεμένων πλατφορμών. Για παράδειγμα οι πλατφόρμες που βασίζονται στην επεξεργασία δέσμης τεμαχίων, συνήθως περιλαμβάνουν πολύπλοκα συστήματα αποθήκευσης και διαχείρισης δεδομένων ενώ εκείνες που βασίζονται στην προσέγγιση της επεξεργασίας ροής όχι. Στην πράξη, κάθε πλατφόρμα μπορεί να προσαρμοστεί ανάλογα με τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και τις απαιτήσεις της εφαρμογής.

### **3. ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ BIG DATA**

Η αλυσίδα αξίας των Big data αποτελείται από τέσσερα στάδια κατάστασης των δεδομένων (*παραγωγή, απόκτηση, αποθήκευση, επεξεργασία*). Συγκεκριμένες τεχνολογίες συνδέονται και με συγκεκριμένες φάσεις στην αλυσίδα των Big data.

**3.1 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ BIG DATA** Ένα σύστημα Big data είναι πολύπλοκο και παρέχει λειτουργίες για τη διαχείριση διαφορετικών φάσεων στον κύκλο ζωής των ψηφιακών δεδομένων, από την παραγωγή έως και την καταστροφή τους [22]. Ταυτόχρονα το σύστημα συνήθως περιλαμβάνει πολλαπλές διακριτές φάσεις για διαφορετικές εφαρμογές [39],[40]. Ένα τυπικό σύστημα Big data, αποσυντίθεται σε τέσσερις διαδοχικές φάσεις που περιλαμβάνουν την *παραγωγή των δεδομένων*, την *απόκτηση των δεδομένων*, την *αποθήκευση των δεδομένων* και την *συστηματική υπολογιστική ανάλυση των δεδομένων*, [41],[42].

## **3.2 ΘΕΩΡΗΣΗ ΔΟΜΗΣ ΦΑΣΕΩΝ**

**3.2.1 Φάση της παραγωγής των δεδομένων** Αναφέρεται στον τρόπο παραγωγής των δεδομένων. Στο πεδίο των Big data καλούμαστε να διαχειριστούμε μεγάλα, διαφορετικά και πολύπλοκα σύνολα δεδομένων που δημιουργούνται από διάφορες διαμήκεις ή/και κατανεμημένες πηγές δεδομένων και περιλαμβάνουν βίντεο, κείμενο, εικόνες, ροές αναζητήσεων στο Διαδίκτυο, αισθητήρες και άλλες ψηφιακές πηγές. Αυτά τα σύνολα δεδομένων συνδέονται με διαφορετικά επίπεδα συγκεκριμένων περιοχών τιμών [2]. Υπάρχουν πολλές τεχνικές προκλήσεις στη συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση αυτών των συνόλων δεδομένων που απαιτούν νέες λύσεις.

**3.2.2 Φάση της απόκτησης των δεδομένων** Αναφέρεται στη διαδικασία απόκτησης πληροφοριών και υποδιαιρείται στη *συλλογή δεδομένων*, στη *μετάδοση δεδομένων* και στην *προ-επεξεργασία των δεδομένων*. Αρχικά, επειδή τα δεδομένα μπορεί να προέρχονται από διαφορετικό σύνολο πηγών (π.χ. ιστοσελίδες που περιέχουν μορφοποιημένο κείμενο, εικόνες ή/και βίντεο), η συλλογή δεδομένων αναφέρεται σε μια ειδική τεχνολογία συλλογής δεδομένων που αποκτά ακατέργαστα δεδομένα από ένα συγκεκριμένο περιβάλλον παραγωγής δεδομένων. Έπειτα, μετά την συλλογή των ακατέργαστων δεδομένων χρειάζεται ένας μηχανισμός υψηλής ταχύτητας μετάδοσης για να διαβιβάσει τα δεδομένα στο κατάλληλο σύστημα αποθήκευσης για διάφορους τύπους αναλυτικών εφαρμογών. Τελικά, τα σύνολα δεδομένων που έχουν συλλεχθεί μπορεί να περιέχουν πολλά άχρηστα δεδομένα, κάτι που αυξάνει αδικαιολόγητα την ποσότητα του χώρου αποθήκευσης και επηρεάζει την επακόλουθη ανάλυση των δεδομένων. Ενδεικτικά, ο πλεονασμός αποτελεί κοινή περίπτωση στα περισσότερα σύνολα δεδομένων που συλλέγονται από αισθητήρες που χρησιμοποιούνται στην παρακολούθηση περιβάλλοντος. Πρέπει δηλαδή να εφαρμοστούν λειτουργίες προ-

επεξεργασίας δεδομένων για αποτελεσματική εξόρυξη και αποθήκευση των δεδομένων [22].

**3.2.3 Φάση της αποθήκευσης των δεδομένων** Αναφέρεται στην συνεχή αποθήκευση και διαχείριση δεδομένων μεγάλης κλίμακας. Ένα σύστημα αποθήκευσης δεδομένων μπορεί να διαιρεθεί σε δύο μέρη: στην υποδομή του υλικού του (hardware infrastructure) και στη διαχείριση των δεδομένων (data management). Η υποδομή του υλικού αποτελείται από ένα σύνολο κοινών πόρων τεχνολογιών πληροφορικής και επικοινωνιών (ICT) που οργανώνονται με ευέλικτο τρόπο για τις διάφορες εργασίες που απαιτούν την άμεση χρήση τους. Η υποδομή του υλικού θα πρέπει να είναι ικανή για αναβάθμιση καθώς και για δυναμική αναδιαμόρφωση για την αντιμετώπιση διαφορετικών τύπων εφαρμογών. Το λογισμικό διαχείρισης δεδομένων έχει αναπτυχθεί πάνω στην υποδομή του υλικού για να διατηρούνται τα δεδομένα μεγάλης κλίμακας. Επιπλέον, για την ανάλυση ή την αλληλεπίδραση με τα αποθηκευμένα δεδομένα, τα συστήματα αποθήκευσης πρέπει να παρέχουν διάφορες λειτουργίες διεπαφών, γρήγορες επερωτήσεις και άλλα προγραμματικά μοντέλα.

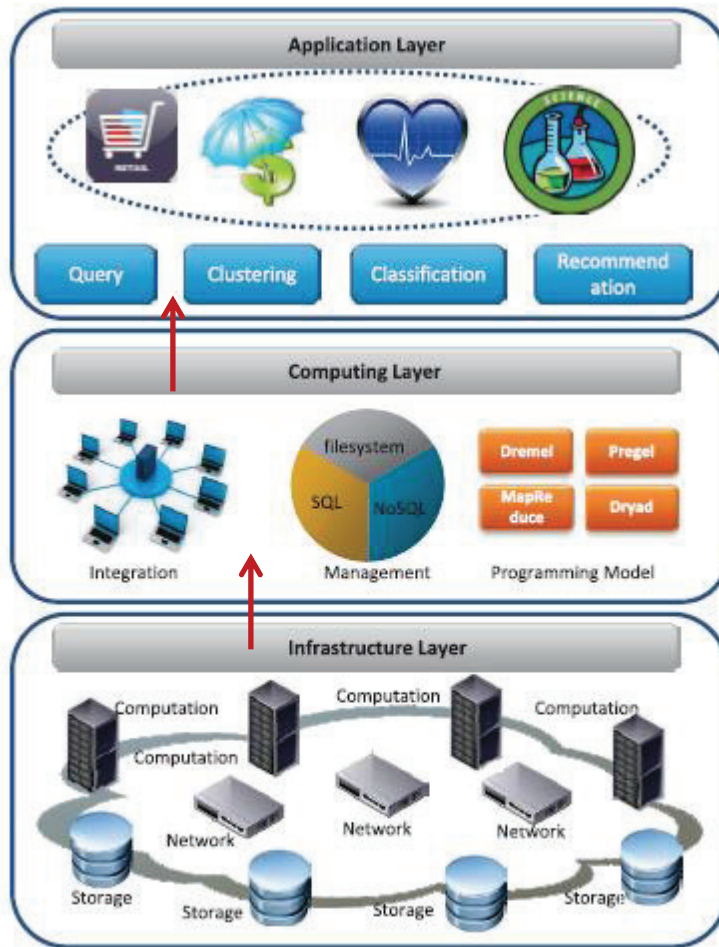
**3.2.4 Φάση της ανάλυσης των δεδομένων** Αναφέρεται στην αξιοποίηση των αναλυτικών μεθόδων και εργαλείων για την επιθεώρηση, την μετατροπή και τη μοντελοποίηση των δεδομένων για την εξαγωγή αξίας. Αν και διάφορα πεδία παρουσιάζουν διαφορετικές απαιτήσεις σε εφαρμογές και στα χαρακτηριστικά των δεδομένων, κάποια από αυτά τα πεδία μπορεί να χρησιμοποιούν παρόμοιες τεχνολογίες. Η αναδυόμενη έρευνα στην συστηματική υπολογιστική ανάλυση (analytics) μπορεί να ταξινομηθεί σε έξι βασικούς τομείς: στην ανάλυση δομημένων δεδομένων (structured data analytics), στην ανάλυση κειμένου (text analytics), στην ανάλυση πολυμέσων (multimedia analytics), στην ανάλυση του web (web analytics), στην ανάλυση δικτύου και ανάλυση κοινωνικών δικτύων (network analytics) και (social network analytics) και στην ανάλυση των κινητών δικτύων (mobile analytics).

### **3.3 ΘΕΩΡΗΣΗ ΔΟΜΗΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ**

Εναλλακτικά, ένα σύστημα Big data μπορεί να αναλυθεί σε μια δομή επιπέδων (εικόνα 2). Η δομή επιπέδων διαιρείται σε τρία επίπεδα, το *επίπεδο υποδομών*, το *επίπεδο υπολογισμών* και το *επίπεδο εφαρμογών*. Αυτή η θεώρηση δομής επιπέδων, παρέχει μόνο μια εννοιολογική ιεραρχία, υπογραμμίζοντας την πολυπλοκότητα ενός συστήματος Big data. Η λειτουργία κάθε επιπέδου ακολουθεί στη συνέχεια.

Το *επίπεδο υποδομής* αποτελείται από μια δεξαμενή πόρων Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών (ΤΠΕ), η οποία μπορεί να οργανωθεί από υποδομές υπολογιστικού σύννεφου (cloud computing) και διευκολύνεται από εικονικές τεχνολογίες (virtualization technologies). Αυτοί οι πόροι θα εκτεθούν σε συστήματα ανώτερων επιπέδων με ένα λεπτομερή τρόπο και με μια συγκεκριμένη συμφωνία υπηρεσίας επιπέδου (Service-Level Agreement- SLA). Εντός αυτού του μοντέλου οι πόροι πρέπει να διατίθενται ώστε να καλύπτουν τις απαιτήσεις των Big data ενώ ταυτόχρονα πρέπει να πετυχαίνουν την αποδοτικότητα των πόρων μεγιστοποιώντας τη χρήση του συστήματος, την βέλτιστη χρήση ενέργειας, την απλούστευση της λειτουργικότητας κ.α. [22].

Το *επίπεδο υπολογισμού* ενσωματώνει διάφορα εργαλεία χειρισμού δεδομένων σε ένα ενδιάμεσο (middleware) επίπεδο που τρέχει πάνω από ακατέργαστους πόρους ΤΠΕ. Στο πλαίσιο των Big data τυπικά τέτοια εργαλεία αποτελούν η ενοποίηση των δεδομένων, η διαχείριση των δεδομένων και το μοντέλο προγραμματισμού. Η ενοποίηση των δεδομένων σημαίνει την απόκτηση δεδομένων από διαφορετικές πηγές και την ενσωμάτωση αυτού του συνόλου δεδομένων σε μια ενοποιημένη μορφή, με τις απαραίτητες λειτουργίες προ-επεξεργασίας. Η διαχείριση των δεδομένων αναφέρεται σε μηχανισμούς και εργαλεία που παρέχουν σταθερή και συνεχή αποθήκευση δεδομένων και υψηλής απόδοσης διαχείριση όπως είναι τα κατακευκτικά συστήματα αρχείων (distributed file systems) και η αποθήκευση δεδομένων σε SQL ή NoSQL βάσεις.



**Εικόνα 2.** Η πολύ επίπεδη αρχιτεκτονική ενός συστήματος Big data. Δημιουργείται από τρία επίπεδα (από κάτω προς τα πάνω): το επίπεδο υποδομής, το επίπεδο υπολογισμών, το επίπεδο εφαρμογών (τροπ. από Hu et al., 2014).

Το μοντέλο προγραμματισμού υλοποιεί λογική σύνοψης των εφαρμογών (abstraction application logic) και διευκολύνει τις εφαρμογές ανάλυσης δεδομένων. Το MapReduce [11], το Dryad [43], το Pregel [44] και το Dremel [45] αποτελούν παραδείγματα προγραμματιστικών μοντέλων.

Το επίπεδο εφαρμογών εκμεταλλεύεται τη διεπαφή που παρέχεται από τα προγραμματιστικά μοντέλα για να υλοποιήσει διάφορες λειτουργίες ανάλυσης δεδομένων συμπεριλαμβανομένων των επερωτήσεων, των στατιστικών αναλύσεων, της ομαδοποίησης και της ταξινόμησης. Έπειτα συνδυάζει βασικές αναλυτικές μεθόδους για την ανάπτυξη διαφόρων ονομαστικών εφαρμογών. Η βιομηχανική παραγωγή, η διοίκηση του δημόσιου τομέα και το λιανικό εμπόριο αποτελούν δυνητικούς τομείς εφαρμογής των τεχνολογιών Big data [22].



## **4. ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ BIG DATA**

Ο σχεδιασμός και η ανάπτυξη ενός μεγάλου συστήματος Big data analytics, δεν αποτελεί μια τετριμμένη ή απλή εργασία. Οι νέες πλατφόρμες υλικού και λογισμικού απαιτούν νέες υποδομές και μοντέλα για να αντιμετωπίσουν το ευρύ φάσμα των προκλήσεων των Big data. Πρόσφατες εργασίες έχουν ασχοληθεί με πιθανά εμπόδια στην ανάπτυξη εφαρμογών Big data [39], [46], [47]. Οι προκλήσεις αυτές κατατάσσονται σε τρεις κατηγορίες: συλλογή και διαχείριση δεδομένων, ανάλυση δεδομένων και σε θέματα που αφορούν το σύστημα.

### **4.1 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΣΤΗ ΣΥΛΛΟΓΗ ΚΑΙ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Η συλλογή και διαχείριση δεδομένων έχει να κάνει με μαζικές ποσότητες ετερογενών και σύνθετων δεδομένων. Πρέπει να πληρούνται τα ακόλουθα θέματα:

**4.1.1 Αναπαράσταση δεδομένων** Πολλά σύνολα δεδομένων είναι ετερογενή στον τύπο, τη δομή, τη σημασιολογία, την οργάνωση, τη διακριτικότητα και την προσβασιμότητα. Πρέπει να σχεδιαστεί μια υπεύθυνη παρουσίαση των δεδομένων που να αντανακλά τη δομή, την ιεραρχία και την ποικιλία των δεδομένων καθώς και μια τεχνική ενσωμάτωσης ώστε να επιτρέπει την αποτελεσματική λειτουργία της αναπαράστασης σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων.

**4.1.2 Μείωση Πλεονασμού και Συμπύεση Δεδομένων** Συνήθως υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός από πλεονάζοντα δεδομένα σε ακατέργαστα σύνολα δεδομένων. Η μείωση του πλεονασμού και η συμπύεση των δεδομένων, χωρίς να αλλοιώνεται η δυνητική αξία των δεδομένων, αποτελούν αποτελεσματικούς τρόπους μείωσης του φόρτου του συστήματος.

**4.1.3 Διαχείριση του κύκλου ζωής των δεδομένων** Η διάχυτη ανίχνευση και ο υπολογισμός δημιουργούν δεδομένα με πρωτοφανή ρυθμό και σε τέτοια κλίμακα που υπερβαίνουν την πολύ μικρότερη πρόοδο στις τεχνολογίες συστημάτων αποθήκευσης. Μια από τις επείγουσες προκλήσεις είναι πως τα σύγχρονα συστήματα αποθήκευσης, δεν μπορούν να φιλοξενήσουν τα ογκώδη μαζικά δεδομένα. Σε γενικές γραμμές η κρυφή αξία στα Big data εξαρτάται από την φρεσκάδα των δεδομένων, και ως εκ τούτου πρέπει να δημιουργηθεί μια αρχή σημαντικότητας που να συνδέεται με την αξία ανάλυσης των δεδομένων, που να καθορίζει ποια τμήματα των δεδομένων πρέπει να αρχειοθετούνται και ποια πρέπει να απορρίπτονται.

**4.1.4 Προστασία και Ασφάλεια Δεδομένων** Με την αύξηση των υπηρεσιών Διαδικτύου και των κινητών τηλεφώνων, αναδύονται ζητήματα σχετικά με την προσωπική ζωή και την ασφάλεια. Είναι ιδιαίτερα σημαντικό να κατανοηθεί ποια υποστήριξη σε επίπεδο πλατφόρμας, πρέπει να παρέχεται, για την εξάλειψη διαρροών που αφορούν προσωπικά δεδομένα αλλά παράλληλα να διευκολύνονται και οι διάφορες αναλύσεις.

## **4.2 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΙΚΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ BIG DATA**

Η ερμηνεία, η μοντελοποίηση, η πρόβλεψη και η προσομοίωση επιδρούν στην εξέλιξη της συστηματικής υπολογιστικής ανάλυσης των Big data.

**4.2.1 Προσεγγιστική Ανάλυση** Καθώς τα σύνολα δεδομένων αυξάνονται και οι απαιτήσεις σε πραγματικό χρόνο γίνονται αυστηρότερες, η ανάλυση ολόκληρου του συνόλου δεδομένων γίνεται πιο δύσκολη. Ένας τρόπος για να λυθεί αυτό το πρόβλημα είναι να υιοθετηθούν κατά προσέγγιση αποτελέσματα, ( π.χ. μέσω ενός προσεγγιστικού ερωτήματος). Η έννοια της προσέγγισης έχει δύο διαστάσεις: την ακρίβεια του αποτελέσματος και τις ομάδες που παραλείπονται από τα αποτελέσματα.

**4.2.2 Σύνδεση με τα Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης (Social Media)** Τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης επιδεικνύουν μοναδικές ιδιότητες όπως μεγάλο πλήθος καταγραφών, στατιστικό πλεονασμό και δυνατότητα σχολιασμού από τον χρήστη. Διάφορες τεχνικές εξόρυξης έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς για να εντοπίσουν αναφορές από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης για συγκεκριμένα ονόματα προϊόντων, τοποθεσιών ή ανθρώπων σε ιστοσελίδες. Με τη σύνδεση δεδομένων διαφορετικών τομέων με τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, οι εφαρμογές μπορεί να επιτύχουν υψηλά επίπεδα ακρίβειας και διακριτά σημεία θέασης.

**4.2.3 Ισχυρή Ανάλυση (Deep Analytics)** Υπάρχει έντονη προσδοκία για νέες ιδέες που θα προκύψουν από το πεδίο των Big data. Εξελιγμένες τεχνολογίες ανάλυσης όπως η μηχανική μάθηση είναι απαραίτητες για να αναδείξουν αυτές τις ιδέες. Η τεχνική της Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning), όπου χρησιμοποιούνται πολλαπλά επίπεδα νευρωνικών δικτύων για αναγνώριση λεπτομερών χαρακτηριστικών, ήδη επιδεικνύει αξιοθαύμαστα αποτελέσματα [18, 48]. Άλλες τεχνικές που εφαρμόζονται στο πεδίο των Big data και επεκτείνουν την ανάλυση του τεράστιου όγκου των

δεδομένων είναι η αναπαραστατική μάθηση (Representation Learning), που σκοπό έχει να χρησιμοποιήσει μια επαρκούς μεγέθους γνωστή αναπαράσταση των δεδομένων, που μπορεί να διευκολύνει την ανάλυση επόμενων εισόδων και ενδεικτικά περιλαμβάνει επιλογή ή/και εξαγωγή χαρακτηριστικών και μάθηση μέσω μετρήσεων απόστασης ( distance metric learning), η κατανεμημένη και παράλληλη μάθηση ( Distributed and Parallel Learning) που κατανέμει τη διαδικασία της μάθησης σε διάφορους σταθμούς εργασίας ώστε η ανάλυση να γίνεται με παράλληλο τρόπο [49], η μεταφορική μάθηση ( Transfer Learning) [50] που επιτρέπει τα προς εξέταση δεδομένα και τα δεδομένα εκπαίδευσης καθώς και οι κατανομές τους να είναι διαφορετικά μεταξύ τους ( από διαφορετικό χώρο χαρακτηριστικών), γεγονός που ευνοεί την ανάλυση των δεδομένων στα Big data αφού η ετερογένεια στα δεδομένα είναι αυτό που συνήθως συμβαίνει. Με αυτήν την τεχνική μπορεί να εξαχθεί πληροφορία από ένα πεδίο και να εφαρμοστεί σε ένα διαφορετικό [17,50], παράδειγμα εφαρμογής αυτής της τεχνικής αποτελεί η κατηγοριοποίηση μεγάλου μεγέθους εγγράφων. Μια ακόμη τεχνική για ισχυρή ανάλυση αποτελεί εκείνη που βασίζεται στον πυρήνα/κέλυφος (Kernel Based Learning) με την οποία τα δεδομένα απεικονίζονται σε ένα μεγαλύτερων διαστάσεων χώρο χαρακτηριστικών μέσω ενός κατάλληλου πυρήνα (kernel)  $k$  [51] και έτσι ένα μη γραμμικό πρόβλημα μπορεί να μετασχηματιστεί σε γραμμικό. Ευρέως χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις πυρήνα (kernel functions) είναι οι Γκαουσιανές (Gaussian) και οι πολυωνυμικές (Polynomial) [17]. Εφαρμογές των τεχνικών που βασίζονται στους πυρήνες (kernels) μπορούν να βρεθούν στην online ταξινόμηση [52] και στην προσαρμοστική μάθηση (adaptive learning) [53]. Μια ακόμη τεχνική που εφαρμόζεται στο πεδίο των Big data όπου κυριαρχούν μαζικά και χωρίς όνομα ή τιμή δεδομένα, είναι η ενεργή μάθηση (Active Learning) [54] που χρησιμοποιεί υποσύνολα των περισσότερο σημαντικών στιγμιότυπων για να δώσει όνομα ή τιμή, με σκοπό να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια, χρησιμοποιώντας όσο λιγότερα στιγμιότυπα είναι δυνατόν, ελαχιστοποιώντας έτσι το κόστος απόκτησης δεδομένων με όνομα/τιμή [55]. Υπάρχουν επίσης τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία σημάτων στα Big data όπως η κυρτή βελτιστοποίηση (convex optimization), η στοχαστική προσέγγιση (stochastic approximation), η στιβαρή συμπλήρωση πίνακα (Robust matrix completion) και άλλες μέθοδοι βασισμένες στη στατιστική μάθηση, που αναφέρονται αναλυτικά στην εργασία [18].

## 5. ΠΑΡΑΛΛΗΛΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΕΓΑΛΗΣ ΚΛΙΜΑΚΑΣ ΚΑΙ BIG DATA

Τα παράλληλα συστήματα μεγάλης κλίμακας αντιμετωπίζουν διάφορα ζητήματα, με την εμφάνιση των Big data συγκεκριμένα:

**5.1 Διαχείριση Ενέργειας** Η κατανάλωση ενέργειας στα υπολογιστικά συστήματα μεγάλης κλίμακας έχει προσελκύσει μεγάλο ενδιαφέρον από οικονομική και περιβαλλοντική σκοπιά. Η μεταφορά, αποθήκευση και επεξεργασία των δεδομένων αναπόφευκτα θα καταναλώνουν σταδιακά, περισσότερη ενέργεια καθώς ο όγκος των δεδομένων και οι απαιτήσεις για ανάλυση θα αυξάνονται. Έτσι, οι μηχανισμοί ελέγχου ισχύος και διαχείρισης σε επίπεδο συστήματος για ένα σύστημα Big data πρέπει να συνεχίζουν να παρέχουν επεκτασιμότητα και προσβασιμότητα ανάλογα με την εξέλιξη του συστήματος.

**5.2 Επεκτασιμότητα** Όλα τα στοιχεία σε ένα σύστημα Big data πρέπει να μπορούν να υποστούν κλιμάκωση για να αντιμετωπίσουν το ολοένα αυξανόμενο μέγεθος πολύπλοκων συνόλων δεδομένων.

**5.3 Συνεργασία** Ένα σύστημα υπολογιστικής ανάλυσης Big data αποτελεί ένα διεπιστημονικό πεδίο που απαιτεί ειδικούς από διαφορετικά επαγγελματικά πεδία να συνεργάζονται για την εξόρυξη κρυμμένης - εντός των δεδομένων - αξίας. Μια ολοκληρωμένη υποδομή Big data στον κυβερνοχώρο είναι αναγκαία για να επιτρέψει στις ευρύτερες κοινότητες των επιστημόνων, να έχουν πρόσβαση στα πολυποίκιλα δεδομένα και να συνεργαστούν για την επίτευξη των στόχων της ανάλυσης. Ήδη έχουν δημιουργηθεί πλατφόρμες λογισμικού ανοιχτού κώδικα για συστηματική υπολογιστική ανάλυση για Big data, όπως το H2O [56].

Στη συνέχεια παρουσιάζονται αναλυτικά οι τέσσερις φάσεις ενός συστήματος Big data.

## 6. ΔΟΜΗ ΦΑΣΕΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ BIG DATA

### 6.1 ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Αναφέρεται η ιστορική τάση των πηγών των Big data και στη συνέχεια παραθέτονται κάποιες τυπικές πηγές δεδομένων Big data. Παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά στοιχεία των δεδομένων, που έχει εισηγηθεί το Εθνικό Ινστιτούτο Προτύπων και

Τεχνολογίας των ΗΠΑ (National Institute of Standards and Technology – NIST) για να προσδιοριστούν και να ταξινομηθούν ως σχετιζόμενα με τα Big data.

### 6.1.1 Πηγές δεδομένων

Οι τάσεις παραγωγής των Big data μπορούν να χαρακτηριστούν από το ρυθμό παραγωγής δεδομένων. Η παραγωγή των δεδομένων αυξάνεται με δεδομένες τις τεχνολογικές εξελίξεις. Οι αιτίες της έκρηξης των δεδομένων έχουν συζητηθεί εκτενώς. Ενδεικτικά, η Cisco υποστηρίζει πως η αύξηση αυτή οφείλεται κατά κύριο λόγο στα αρχεία βίντεο, στο Διαδίκτυο και στις κάμερες [57]. Με το αξίωμα ότι τα δεδομένα στην σύγχρονη εποχή αναφέρονται σε άντληση πληροφορίας σε μορφή κατανοητή για υπολογιστή, οι τεχνολογίες πληροφορικής και επικοινωνιών (ΤΠΕ) είναι η κινητήρια δύναμη που καθιστά την πληροφορία αναγνώσιμη και δημιουργεί ή/και συλλαμβάνει δεδομένα. Στη συνέχεια γίνεται ταξινόμηση των προτύπων παραγωγής δεδομένων σε τρία διαδοχικά ιστορικά στάδια όπως παρουσιάζεται στην εργασία [22]:

**Στάδιο 1.** Το πρώτο στάδιο ξεκίνησε τη δεκαετία του 1990. Δεδομένου ότι η ψηφιακή τεχνολογία και τα συστήματα βάσεων δεδομένων είχαν υιοθετηθεί ευρέως, πολλά συστήματα διαχείρισης σε διάφορους οργανισμούς αποθήκευαν μεγάλο όγκο δεδομένων όπως τραπεζικές συναλλαγές, αρχεία εμπορικών κέντρων και αρχεία κυβερνητικών τομέων. Αυτά τα σύνολα δεδομένων είναι δομημένα και μπορούν να αναλυθούν σε συστήματα αποθήκευσης και διαχείρισης δεδομένων που είναι βασισμένα σε βάσεις δεδομένων.

**Στάδιο 2.** Το δεύτερο στάδιο ξεκίνησε με την αυξανόμενη δημοτικότητα των δικτυακών συστημάτων (Web Systems). Τα συστήματα Web 1.0 που χαρακτηρίζονται από τις μηχανές αναζήτησης και τις επιχειρήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου στα τέλη της δεκαετίας του 1990, δημιούργησαν μεγάλο όγκο ημι-δομημένων ή/και αδόμητων δεδομένων, όπως είναι οι ιστοσελίδες και τα αρχεία καταγραφής συναλλαγών. Από τις αρχές της δεκαετίας του 2000 πολλές εφαρμογές του Web 2.0 δημιούργησαν αφθονία περιεχομένου παραγόμενο από τους χρήστες (Διαδικτυακά κοινωνικά δίκτυα, forum, Διαδικτυακές ομάδες, ιστολόγια (blogs), κοινωνικά μέσα δικτύωσης).

**Στάδιο 3.** Το τρίτο στάδιο ενεργοποιήθηκε από την εμφάνιση των κινητών συσκευών όπως τα έξυπνα τηλέφωνα (smart phones), τα tablets, οι αισθητήρες και οι

Διαδικτυακές συσκευές που βασίζονται σε αισθητήρες. Αυτό το δίκτυο που στο κέντρο έχει τη φορητότητα δημιουργεί και θα συνεχίσει να δημιουργεί δεδομένα υψηλής φορητότητας, τοποθεσίας και θέσης, προσωποκεντρικά στο εγγύς μέλλον. Το Διαδίκτυο των πραγμάτων (Internet of Things), μια δικτύωση των πάντων που αποτελεί αναδυόμενη τεχνολογία, θα είναι επίσης μια κατάσταση που πιθανά θα οδηγήσει το πεδίο των Big data σε άλλο μη προβλέψιμο ακόμη, επίπεδο πολυπλοκότητας.

Οι πρωτογενείς πηγές των Big data, επιπλέον των γενικών ιδιοτήτων τους (π.χ. ρυθμός παραγωγής τους) είναι στενά συνδεδεμένες με τους τομείς -περιοχές- παραγωγής τους. Η εξερεύνηση συνόλων δεδομένων από διαφορετικούς τομείς μπορεί να δημιουργήσει διακριτά επίπεδα πιθανής αξίας [2]. Ωστόσο οι πιθανές περιοχές (πεδία) είναι τόσο ευρεία που χρήζουν ειδικής έρευνας. Τα περισσότερα δεδομένα παραμένουν στενά συνδεδεμένα με το Διαδίκτυο, τα κινητά δίκτυα και το Διαδίκτυο των πραγμάτων. Η σύνδεση των Big data με επιχειρηματικές δραστηριότητες είναι άμεση και πολλά εργαλεία των Big data, όπως συστήματα επιχειρηματικής ευφυΐας [παράρτημα] έχουν αναπτυχθεί και εφαρμοστεί στη βιομηχανία. Η επιστημονική έρευνα επίσης, παράγει μαζικά δεδομένα η αποτελεσματική ανάλυσή των οποίων ενισχύει την επιστημονική ανάπτυξη. Η έννοια της δικτύωσης (Διαδίκτυο, κινητά δίκτυα, ασύρματα δίκτυα, Διαδίκτυο των πραγμάτων) είναι κυρίαρχη στην σύγχρονη πραγματικότητα. Η Google το 2008 επεξεργαζόταν 20 PBs δεδομένων την ημέρα [11], στο Twitter έχουν πραγματοποιηθεί περισσότερες από 32 δισεκατομμύρια αναζητήσεις ανά μήνα [58] και το Facebook έχει αποθηκεύσει και αναλύσει περισσότερα από 30 PBs δεδομένων δημιουργημένων από τους χρήστες [23], για να αναφερθούν ορισμένα ενδεικτικά παραδείγματα της σύγχρονης Διαδικτυακής τάσης. Ακόμη, όσον αφορά τη χρήση κινητών τηλεφώνων το 2010 το 60% του παγκόσμιου πληθυσμού χρησιμοποιούσε κινητό τηλέφωνο και το 12% αυτών χρησιμοποιούσε έξυπνο κινητό τηλέφωνο (smartphone) [2]. Ο αριθμός των αισθητήρων επίσης, αυξάνεται με ρυθμό πάνω από 30% ανά έτος [2]. Στον κλάδο των επιχειρήσεων, ο όγκος των επιχειρησιακών δεδομένων παγκόσμια εκτιμάται ότι διπλασιάζεται κάθε 1,2 χρόνια [59], και οι επιχειρηματικές συναλλαγές στο Διαδίκτυο, εκτιμάται ότι θα φτάσουν τα 450 δισεκατομμύρια την ημέρα [60]. Υφίσταται ένας διαρκώς αυξανόμενος όγκος επιχειρηματικών δεδομένων που απαιτεί σε πραγματικό χρόνο ανάλυση, αφού οι

συναλλαγές ή τα ερωτήματα είναι της τάξης εκατομμυρίων ανά ημέρα [3],[23],[61]. Η ανάπτυξη των περισσότερων κλάδων της επιστήμης βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στην ανάλυση μαζικών δεδομένων. Από την αστρονομία [62] και τη φυσική υψηλής ενέργειας [63] έως το πεδίο της υπολογιστικής βιολογίας με τη βάση δεδομένων αλληλουχιών νουκλεοτιδίων GenBank, που διπλασιάζεται σε μέγεθος κάθε δέκα μήνες [64], δημιουργείται τεράστια ποσότητα δεδομένων που απαιτούν τη συνεργασία πολλαπλών μερών κατανεμημένων σε διαφορετικά γεωγραφικά σημεία, για την ανάλυση των δεδομένων [65],[66]. Ο πίνακας 3 παρουσιάζει ορισμένες τυπικές πηγές προέλευσης δεδομένων στο πεδίο των Big data.

### 6.1.2 Χαρακτηριστικά των δεδομένων

Αυτά τα σύνολα ετερογενών δεδομένων που εμπεριέχουν και υψηλή πολυπλοκότητα, μπορεί να έχουν ιδιαίτερα χαρακτηριστικά όσον αφορά την κλίμακα, τη χρονική διάσταση ή την ποικιλότητα των τύπων δεδομένων. Ο NIST (εθνικό ινστιτούτο προτύπων και τεχνολογίας των ΗΠΑ) [19] εισάγει 5 χαρακτηριστικά για την ταξινόμηση των Big data:

1. *Όγκος*, είναι ο συνολικός όγκος των συνόλων δεδομένων.
2. *Ταχύτητα*, ο ρυθμός παραγωγής ψηφιακών δεδομένων και η απαίτηση σε πραγματικό χρόνο.
3. *Ποικιλότητα*, αναφέρεται στη μορφή των δεδομένων (δηλαδή δομημένα , ημι-δομημένα και αδόμητα).
4. *Οριζόντια επεκτασιμότητα* (είναι η δυνατότητα ένταξης σε πολλαπλά σύνολα δεδομένων).
5. *Σχεσιακός περιορισμός*, περιλαμβάνει δύο κατηγορίες: ειδικές μορφές δεδομένων και συγκεκριμένα ερωτήματα. Οι ειδικές μορφές δεδομένων περιλαμβάνουν χρονικά και χωρικά δεδομένα. Τα συγκεκριμένα ερωτήματα μπορεί να είναι αναδρομικά ή άλλου τύπου.

Οι Hu et al. [22] συμπεραίνουν ότι οι πηγές δεδομένων του επιστημονικού τομέα έχουν τις χαμηλότερες τιμές στα παραπάνω χαρακτηριστικά (όγκο, ταχύτητα, ποικιλότητα, οριζόντια επεκτασιμότητα, σχεσιακό περιορισμό), οι πηγές δεδομένων από τον τομέα των επιχειρήσεων έχουν υψηλότερη οριζόντια επεκτασιμότητα και απαιτήσεις σχεσιακού περιορισμού, ενώ οι πηγές δεδομένων από τον τομέα της

δικτύωσης έχουν μεγαλύτερο όγκο, υψηλότερη ταχύτητα και ποικιλία χαρακτηριστικών.

**Πίνακας 3. Τυπικές πηγές προέλευσης δεδομένων στο πεδίο των Big Data (τροπ. από Hu H. et al. 2014).**

Πηγή δεδομένων	Εφαρμογή	Κλίμακα δεδομένων	Τύπος	Χρόνος απόκρισης	Αριθμός χρηστών	Ακρίβεια
Walmart	Λιανικό εμπόριο	PB	Δομημένα	Πολύ γρήγορα	Μεγάλος	Πολύ υψηλή
Amazon	Ηλεκτρονικό εμπόριο	PB	Ημί-δομημένα	Πολύ γρήγορα	Μεγάλος	Πολύ υψηλή
Google search	Διαδίκτυο	PB	Ημί-δομημένα	Γρήγορα	Πολύ μεγάλος	Υψηλή
Facebook	Κοινωνικό δίκτυο	PB	Δομημένα - Αδόμητα	Γρήγορα	Πολύ μεγάλος	Υψηλή
AT&T	Δίκτυο κινητής	TB	Δομημένα	Γρήγορα	Πολύ μεγάλος	Υψηλή
Υγεία και Περίθαλψη	Διαδίκτυο των Πραγμάτων	TB	Δομημένα - Αδόμητα	Γρήγορα	Μεγάλος	Υψηλή
SDSS	Επιστημονική	TB	Αδόμητα	Αργά	Μικρός	Πολύ υψηλή

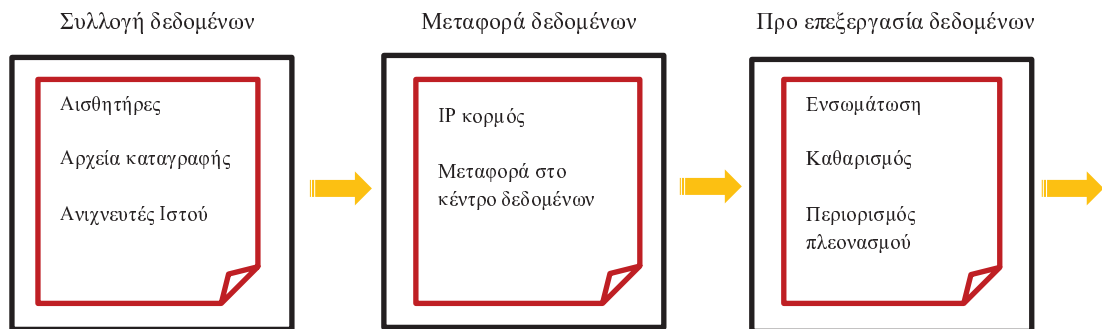
## 6.2 ΑΠΟΚΤΗΣΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Η διαδικασία της φάσης απόκτησης των δεδομένων, είναι η συγκέντρωση των πληροφοριών σε ψηφιακή μορφή για περαιτέρω αποθήκευση και ανάλυση. Διαισθητικά η διαδικασία απόκτησης αποτελείται από τρία επιμέρους στάδια: συλλογή δεδομένων, μετάδοση δεδομένων και προ επεξεργασία δεδομένων όπως απεικονίζεται στην εικόνα 3. Δεν υπάρχει αυστηρή σειρά μεταξύ της μετάδοσης και της προ επεξεργασίας δεδομένων και ως εκ τούτου οι λειτουργίες προ επεξεργασίας δεδομένων μπορεί να συμβαίνουν πριν τη μετάδοση των δεδομένων και/ή μετά από αυτήν.

### 6.2.1 Συλλογή δεδομένων

Η συλλογή δεδομένων αναφέρεται στη διαδικασία της ανάκτησης ανεπεξεργαστων δεδομένων από αντικείμενα του πραγματικού κόσμου. Η διαδικασία αυτή πρέπει να είναι καλά σχεδιασμένη. Διαφορετικά, ανακριβής συλλογή δεδομένων θα επηρεάσει την επακόλουθη διαδικασία ανάλυσης των δεδομένων και τελικά θα οδηγήσει σε άκυρα αποτελέσματα. Την ίδια στιγμή, οι μέθοδοι συλλογής δεδομένων, δεν εξαρτώνται μόνο από τα φυσικά χαρακτηριστικά της πηγής των δεδομένων αλλά και από τους αντικειμενικούς στόχους της ανάλυσης των δεδομένων. Ως αποτέλεσμα, υπάρχουν πολλά είδη μεθόδων συλλογής δεδομένων [22].





**Εικόνα 3. Το στάδιο απόκτησης δεδομένων αποτελείται από τρεις επιμέρους εργασίες: συλλογή, μεταφορά και προ επεξεργασία. Κάθε στάδιο αποτελείται από αντιπροσωπευτικές μεθόδους.**

### **6.2.1.1 ΚΥΡΙΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

**Αισθητήρες:** Οι αισθητήρες χρησιμοποιούνται συνήθως για τη μέτρηση ενός φυσικού μεγέθους την οποία μέτρηση και μετατρέπουν σε αναγνώσιμο ψηφιακό σήμα για επεξεργασία (και ενδεχομένως και αποθήκευση). Τύποι αισθητήρων βασίζονται, στον ήχο, στην δόνηση, στην αλλαγή στη χημική σύσταση, στο ηλεκτρικό ρεύμα, στην ακουστική, στον καιρό, στη θερμότητα, στην εγγύτητα, στην πίεση. Μέσω ενσύρματων ή ασύρματων δικτύων, η πληροφορία που παρέχουν οι αισθητήρες μπορεί να μεταφερθεί σε ένα απομακρυσμένο σημείο συλλογής δεδομένων. Παράδειγμα της ενσύρματης προσέγγισης αποτελούν τα βίντεο συστήματα επιτήρησης που κατασκευάζονται με ένα μόνο αθωράκιστο Ethernet καλώδιο UTP (συνεστραμμένου ζεύγους) για κάθε ψηφιακή κάμερα, το οποίο ενσύρματα καταλήγει σε μια κεντρική τοποθεσία (ωστόσο, ορισμένα συστήματα μπορεί να παρέχουν τόσο ενσύρματες όσο και ασύρματες διεπαφές) [67]. Αντίθετα τα Ασύρματα Δίκτυα Αισθητήρων (ΑΔΑ) χρησιμοποιούν ένα ασύρματο δίκτυο ως υπόστρωμα για τη μετάδοση πληροφοριών. Η λύση αυτή προκρίνεται όταν η ακριβής θέση ενός συγκεκριμένου φαινομένου είναι άγνωστη, ειδικότερα όταν το περιβάλλον που πρέπει να τεθεί υπό παρακολούθηση δεν έχει υποδομή ούτε για ενέργεια ούτε για επικοινωνία. Τα ασύρματα δίκτυα αισθητήρων έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε πολλές εφαρμογές όπως περιβαλλοντικές μελέτες [68],[69],[70],[71], και κατασκευές [72],[73]. Τα ΑΔΑ τυπικά αποτελούνται από έναν μεγάλο αριθμό χωρικά καταναμημένων κόμβων- αισθητήρων (μικροσκοπικές συσκευές που λειτουργούν με μπαταρία). Οι αισθητήρες τοποθετούνται στις τοποθεσίες που καθορίζονταν από τις απαιτήσεις της εφαρμογής για συλλογή δεδομένων. Μετά την πλήρη εγκατάσταση των αισθητήρων, ο σταθμός βάσης θα διαδώσει το δίκτυο εγκατάστασης /διαχείρισης

και/ή συλλογής και θα στείλει μηνύματα εντολών σε όλους τους κόμβους αισθητήρων. Με βάση τις υποδεικνυόμενες πληροφορίες τα δεδομένα των αισθητήρων συγκεντρώνονται σε διαφορετικούς κόμβους αισθητήρων και προωθούνται στον σταθμό βάσης για περαιτέρω επεξεργασία. Μια αναλυτική προσέγγιση για τη συλλογή δεδομένων από ασύρματους αισθητήρες μπορεί να βρεθεί στην εργασία [74]. Οι Hu et al. [22] υποστηρίζουν πως ένα σύστημα συλλογής δεδομένων που βασίζεται σε αισθητήρες μπορεί να θεωρηθεί ως κυβερνο-φυσικό σύστημα (cyber-physical system) [75], και πολλά ειδικά όργανα (π.χ. μαγνητικό φασματόμετρο, ραδιοτηλεσκόπιο κ.α.) χρησιμοποιούνται για συλλογή πειραματικών δεδομένων [76] και μπορούν να θεωρηθούν ως ειδικού τύπου αισθητήρες.

**Αρχεία Καταγραφής (Log Files):** Τα αρχεία καταγραφής είναι μια από τις περισσότερο διαδεδομένες μεθόδους συλλογής δεδομένων, που παράγονται από συστήματα πηγών δεδομένων για την καταγραφή δραστηριότητας σε μια συγκεκριμένη μορφή αρχείου για περαιτέρω ανάλυση. Τα αρχεία καταγραφής είναι χρήσιμα σε όλες σχεδόν τις εφαρμογές που τρέχουν σε ψηφιακές συσκευές. Ενδεικτικά, ένας web server κανονικά καταγράφει όλα τα κλικ, τα χτυπήματα, τις προσβάσεις και άλλα χαρακτηριστικά [77] από κάθε χρήστη της ιστοσελίδας σε ένα αρχείο καταγραφής πρόσβασης. Υπάρχουν τρεις διαθέσιμοι κύριοι τύποι αρχείων καταγραφής ενός web server για να συλλάβουν την δραστηριότητα των χρηστών σε ένα δικτυακό τόπο: κοινή μορφή αρχείου (Common Log File Format(NCSA)) Εκτεταμένη μορφή αρχείου - Extended Log Format (W3C), και IIS Log Format(Microsoft) μορφή αρχείου. Όλοι αυτοί οι τύποι αρχείων καταγραφής είναι στην ASCII κωδικοποίηση κειμένου. Εναλλακτικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν βάσεις δεδομένων αντί αρχείων καταγραφής κειμένου, για να αποθηκεύσουν πληροφορίες καταγραφών και να βελτιώσουν την αποδοτικότητα των επερωτήσεων σε μαζικά αποθετήρια καταγραφών [78],[79]. Σε αντίθεση με έναν αισθητήρα, ένα αρχείο καταγραφής μπορεί να θεωρηθεί σαν «software-as-a-sensor», δηλαδή «λογισμικό σαν αισθητήρας». Μεγάλο μέρος του λογισμικού συλλογής δεδομένων χρήστη [80] ανήκει σε αυτήν την κατηγορία.

**Ανιχνευτές Ιστού (web crawlers):** Ο ανιχνευτής ιστού (crawler) [81] είναι ένα πρόγραμμα που διατρέχει τη δομή του υπερκειμένου στον Παγκόσμιο ιστό και στη συνέχεια κατεβάζει και αποθηκεύει ιστοσελίδες για μια μηχανή αναζήτησης. Ο crawler αρχίζει με μια αρχική σελίδα ή ένα αρχικό σύνολο σελίδων που αναφέρονται

ως URL γόνος (seed). Όλοι οι σύνδεσμοι από την αρχική σελίδα ή το αρχικό σύνολο σελίδων καταγράφονται και αποθηκεύονται σε μια ουρά. Από αυτήν την ουρά ο crawler παίρνει μια διεύθυνση URL που έχει μια συγκεκριμένη προτεραιότητα, κατεβάζει την σελίδα, αναγνωρίζει όλες τις διευθύνσεις URL της κατεβασμένης σελίδας και προσθέτει τις νέες διευθύνσεις URL στην ουρά. Κατά τη διάρκεια ανίχνευσης του ιστού, οι crawlers, συλλέγουν πληροφορίες για τις σελίδες, εξάγουν λέξεις-κλειδιά και τις αποθηκεύουν σε ευρετήρια. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου το πρόγραμμα ανίχνευσης (ο crawler) σταματήσει. Οι Ανιχνευτές Ιστού (web crawlers), μπορεί να επισκεφτούν ένα συγκεκριμένο αριθμό ιστοσελίδων και να σταματήσουν, αντικαθιστώντας το υπάρχον ευρετήριο με ένα νέο. Είναι προγράμματα συλλογής δεδομένων για εφαρμογές που βασίζονται σε ιστοσελίδες, όπως είναι οι μηχανές αναζήτησης ιστού και οι web caches και χρησιμοποιούνται για να διευκολύνουν τη δημιουργία των ευρετηρίων που είναι αναγκαία για τις εφαρμογές αυτές, επιτρέποντας την ενημέρωση των ευρετηρίων με ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση. Η διαδικασία ανίχνευσης καθορίζεται από διάφορες πολιτικές όπως πολιτική επιλογής, πολιτική εκ νέου επισκέψεων, πολιτική ευγένειας και πολιτική παραλληλοποίησης [82]. Η πολιτική επιλογής σχετίζεται με το ποιες σελίδες θα «κατέβουν», η πολιτική εκ νέου επισκέψεων καθορίζει πότε πρέπει να γίνεται έλεγχος για αλλαγές στη σελίδα, η πολιτική ευγένειας αποτρέπει την υπερφόρτωση των ιστοσελίδων και η πολιτική παραλληλοποίησης συντονίζει καταναμημένους web crawlers. Ένας crawler που ενεργοποιείται περιοδικά αναφέρεται ως περιοδικός crawler. Ακόμη αυξητικός crawler, αναφέρεται εκείνος που επιλεκτικά ψάχνει τον Παγκόσμιο ιστό και ενημερώνει αυξητικά το ευρετήριο χωρίς να το αντικαθιστά. [83]. Η ανίχνευση web εφαρμογών αποτελεί ένα καλά τεκμηριωμένο πεδίο με πολλές αποτελεσματικές λύσεις. Με την εμφάνιση περισσότερο εμπλουτισμένων και προηγμένων εφαρμογών web, έχουν προταθεί τεχνικές ανίχνευσης [84], για τις εφαρμογές Διαδικτύου. Ο εστιασμένος crawler για παράδειγμα, επισκέπτεται ιστοσελίδες που σχετίζονται με συγκεκριμένου ενδιαφέροντος αντικείμενα. Εάν οριστεί ότι μια ιστοσελίδα δεν σχετίζεται με την ανίχνευση ή ότι οι σύνδεσμοι μιας ιστοσελίδας δεν πρέπει να ακολουθηθούν, τότε ο εστιασμένος crawler περικόβει το σύνολο των ιστοσελίδων κάτω από αυτήν και δεν τις επισκέπτεται [83]. Ένα κριτήριο για την αξιολόγηση της επίδοσης του εστιασμένου crawler αποτελεί ο υψηλός ρυθμός ακρίβειας ή ρυθμός συγκομιδής

(harvest rate). Υπάρχουν πολλοί γενικής χρήσης ανιχνευτές (crawlers) και μπορούν να βρεθούν στη λίστα [85].

**Άλλες μέθοδοι συλλογής:** Υπάρχουν ακόμη, πολλές μέθοδοι συλλογής δεδομένων που αφορούν εφαρμογές συγκεκριμένων τομέων. Ενδεικτικά, η χρήση βιομετρικών στοιχείων [86] όπως τα δακτυλικά αποτυπώματα και η υπογραφή καταγράφονται και αποθηκεύονται για πιστοποίηση ταυτότητας και την ανίχνευση παραβατών. Συνοπτικά, οι μέθοδοι συλλογής δεδομένων μπορούν να διαιρεθούν σε δύο κατηγορίες:

*Προσέγγιση έλξης (Pull Based-approach):* Εδώ τα δεδομένα συλλέγονται προληπτικά, από ένα κεντρικό/κατανεμημένο πράκτορα.

*Προσέγγιση ώθησης (Push Based-approach):* Εδώ τα δεδομένα κατευθύνονται προς τη ροή από την πηγή ή από ένα τρίτο μέρος.

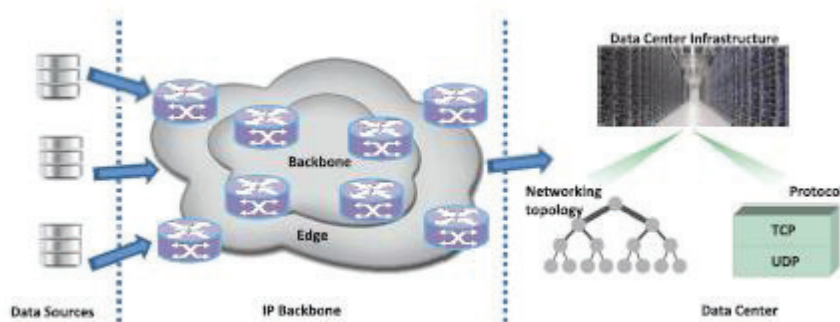
Στον πίνακα 4 συγκρίνονται οι μέθοδοι συλλογής δεδομένων. Τα αρχεία καταγραφής είναι η απλούστερη μέθοδος συλλογής δεδομένων, αλλά μπορεί να συλλέξει μόνο μια σχετικά μικρή ποσότητα δομημένων δεδομένων. Το πρόγραμμα ανίχνευσης ιστού (web crawler) είναι το πιο ευέλικτο μοντέλο συλλογής δεδομένων και με αυτό μπορούν να αποκτηθούν τεράστιες ποσότητες δεδομένων με πολύπλοκες δομές.

**Πίνακας 4. Σύγκριση τριών μεθόδων συλλογής δεδομένων (τροπ. από Hu H. et al. 2014).**

Μέθοδος	Τρόπος	Δομή δεδομένων	Κλίμακα δεδομένων	Τυπικές εφαρμογές
Αισθητήρας	Έλξη (Pull)	Δομημένα ή αδόμητα	Μέση	Βιντεοεπιτήρηση, διαχείριση αποθεμάτων
Αρχεία καταγραφής	Ωθηση (Push)	Δομημένα ή ημί-δομημένα	Μικρή	Καταγραφή ιστού, ροή κλικ
Ανιχνευτής ιστού	Έλξη(Pull)	Μίξη	Μεγάλη	Αναζήτηση, SNS ανάλυση

### 6.2.2 Μετάδοση δεδομένων

Μόλις συγκεντρωθούν τα ανεπεξέργαστα δεδομένα, θα πρέπει να μεταφερθούν σε μια υποδομή αποθήκευσης δεδομένων, συνήθως σε ένα κέντρο δεδομένων (data center) για επακόλουθη επεξεργασία. Η διαδικασία μετάδοσης μπορεί να διαιρεθεί σε δύο στάδια: μετάδοση IP κορμού (backbone) μετάδοσης και μετάδοση κέντρου δεδομένων (εικόνα 4).



**Εικόνα 4. Διαδικασία μετάδοσης δεδομένων για Big Data. Μπορεί να διαιρεθεί σε δύο στάδια: μετάδοση IP backbone και μετάδοση στο κέντρο δεδομένων.**

**Μετάδοση στον κορμό IP (IP backbone):** Το IP backbone, παρέχει μια γραμμική κορμού (κεντρική) υψηλής χωρητικότητας για τη μεταφορά των Big data από την πηγή προέλευσης στο κέντρο δεδομένων (data center). Ο ρυθμός μετάδοσης και η χωρητικότητα καθορίζονται από τα φυσικά μέσα και από τις μεθόδους διαχείρισης των συνδέσεων.

Τα **φυσικά μέσα (physical media)** συνήθως αποτελούνται από πολλά καλώδια οπτικών ινών που ομαδοποιούνται για να αυξηθεί η χωρητικότητα. Σε γενικές γραμμές τα φυσικά μέσα θα πρέπει να εγγυώνται την ποικιλομορφία της διαδρομής και την αναδρομολόγηση της κυκλοφορίας σε περίπτωση αποτυχίας.

Η **διαχείριση των συνδέσεων (Link Management)** αφορά το πώς το σήμα μεταδίδεται στο φυσικό μέσο. Μια κυρίαρχη μέθοδος, είναι η μέθοδος πολυπλεξίας IP over Wavelength Division (WDM) [87], [88]. Η WDM είναι τεχνολογία που πολυπλέκει πολλαπλά φέροντα οπτικά σήματα πάνω σε μία μόνο οπτική ίνα, χρησιμοποιώντας διαφορετικά μήκη κύματος φωτός laser, για τη μεταφορά διαφορετικών σημάτων. Για την αντιμετώπιση της συμφόρησης του ηλεκτρικού εύρους ζώνης η μέθοδος πολυπλεξίας OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) θεωρείται μια υποσχόμενη τεχνολογία για το μέλλον της υψηλής ταχύτητας οπτικής μετάδοσης. Η OFDM επιτρέπει την επικάλυψη του φάσματος επιμέρους υπό-φερόντων, γεγονός που οδηγεί σε ένα οπτικό δίκτυο περισσότερο ευέλικτο, ευκίνητο και με μεγαλύτερη αποδοτικότητα πόρων όσον αφορά το ρυθμό των δεδομένων [89],[90].

Μέχρι στιγμής, σε δίκτυα κορμού έχουν αναπτυχθεί, οπτικά συστήματα μετάδοσης με δυνατότητα έως και 40 Gb/s ανά κανάλι ενώ αυτή τη στιγμή είναι διαθέσιμες στο

εμπόριο και διεπαφές 100 Gb/s, ακόμη και μετάδοση επιπέδου Tb/s προβλέπεται στο εγγύς μέλλον [22],[91]. Λόγω της δυσκολίας ανάπτυξης ενισχυμένων πρωτοκόλλων δικτύου στο κορμό (backbone) του Διαδικτύου, πρέπει να ακολουθηθούν τα τυπικά πρωτόκολλα Διαδικτύου για τη μετάδοση των Big data. Ωστόσο, για ένα περιφερειακό ή ιδιωτικό IP backbone, ορισμένες εναλλακτικές [92] μπορούν να επιτύχουν καλύτερη απόδοση για συγκεκριμένες εφαρμογές.

**Κέντρο μετάδοσης δεδομένων:** Όταν τα Big data μεταδίδονται στο κέντρο δεδομένων, διέρχονται σε αυτό για προσαρμογή, επεξεργασία κ.ο.κ.. Η διαδικασία αυτή, αναφέρεται ως μετάδοση στο κέντρο δεδομένων. Συνδέεται πάντα με την αρχιτεκτονική δικτύου του κέντρου δεδομένων και με το πρωτόκολλο μεταφοράς.

**Αρχιτεκτονική κέντρου δεδομένων:** Ένα κέντρο δεδομένων αποτελείται από πολλαπλά ράφια (racks) που φιλοξενούν μια συλλογή από διακομιστές (servers) που συνδέονται μέσω της εσωτερικής σύνδεσης δικτύου του κέντρου δεδομένων. Σύγχρονα εσωτερικά συνδεδεμένα δίκτυα κέντρων δεδομένων σε εμπορικά switches διαμορφώνουν μια κανονική fat – tree 2 tier [93] ή 3-tier αρχιτεκτονική [94]. Υφίστανται και άλλες τοπολογίες που στοχεύουν σε πιο αποδοτικά δίκτυα κέντρων δεδομένων [95],[96]. Λόγω της εγγενούς έλλειψης ηλεκτρονικών πακέτων switches, η αύξηση στο επικοινωνιακό εύρος ζώνης, με ταυτόχρονη μείωση στην κατανάλωση ενέργειας είναι δύσκολη. Οι οπτικές διασυνδέσεις για δίκτυα κέντρων δεδομένων αποτελούν μια πολλά υποσχόμενη λύση που προσφέρει υψηλή απόδοση, γρήγορο χρόνο απόκρισης, και μειωμένη κατανάλωση ενέργειας. Προς το παρόν, έχει υιοθετηθεί η οπτική τεχνολογία στα κέντρα δεδομένων μόνο για συνδέσεις σημείο σε σημείο (point-to-point). Αυτές οι συνδέσεις βασίζονται σε χαμηλού κόστους πολυτροπικές ίνες (multi-mode fibers-MMF),για τις συνδέσεις των switches με εύρος ζώνης έως και 10 Gbps [97]. Η χρήση των οπτικών διασυνδέσεων για δίκτυα κέντρων δεδομένων [98] στα οποία η μεταγωγή γίνεται στο οπτικό πεδίο αποτελεί βιώσιμη λύση για την παροχή εύρους ζώνης μετάδοσης, επιπέδου Tbps, με αύξηση της ενεργειακής απόδοσης. Πολλά συστήματα οπτικής διασύνδεσης [99],[100],[101], έχουν προταθεί για δίκτυα κέντρων δεδομένων. Ορισμένα συστήματα προσθέτουν οπτικά κυκλώματα για την αναβάθμιση των υπαρχόντων δικτύων, ενώ άλλα αντικαθιστούν πλήρως τα υπάρχοντα switches. Οι τεχνολογίες αυτές δεν μπορούν ωστόσο, να χαρακτηριστούν ώριμες.

**Πρωτόκολλα μεταφοράς:** Τα πρωτόκολλα TCP και UDP είναι τα πιο σημαντικά πρωτόκολλα δικτύου για τη μεταφορά δεδομένων, ωστόσο η απόδοσή τους δεν είναι ικανοποιητική όταν υπάρχουν πολλά δεδομένα που πρέπει να μεταφερθούν. Έχει πραγματοποιηθεί μεγάλη ερευνητική προσπάθεια για τη βελτίωση της απόδοσης αυτών των δύο πρωτοκόλλων. Ενισχυμένες μέθοδοι στο TCP στοχεύουν στη βελτίωση της ρυθμαπόδοσης (throughput) της σύνδεσης παρέχοντας παράλληλα μια μικρή προβλέψιμη καθυστέρηση για ένα ποικίλο (διαφοροποιημένο) μίγμα TCP σύντομων ή μακρύτερων ροών δεδομένων [22]. Για παράδειγμα, το DCTCP [102] αξιοποιεί τη Ρητή Κοινοποίηση Συμφόρησης (Explicit Congestion Notification-ECN) στο δίκτυο για να παρέχει πολλαπλά bit ανάδρασης στον τελικό χρήστη (host) επιτρέποντας έτσι (στον χρήστη) να αντιδράσει εγκαίρως σε περίπτωση συμφόρησης. Έχει προταθεί επίσης ένα πρωτόκολλο TCP για κέντρα δικτύου με ενημέρωση προθεσμίας (deadline-aware) για κατανομή του εύρους ζώνης, η οποία μπορεί να εγγυηθεί ότι η επικοινωνία του δικτύου έχει ολοκληρωθεί, εντός συγκεκριμένων περιορισμών πραγματικού χρόνου [103]. Το πρωτόκολλο UDP είναι κατάλληλο για μεταφορά τεράστιου όγκου δεδομένων, αλλά δεν υποστηρίζει έλεγχο συμφόρησης. Συνεπώς οι εφαρμογές UDP που απαιτούν μεγάλο εύρος ζώνης πρέπει να εφαρμόσουν έλεγχο συμφόρησης οι ίδιες, κάτι το οποίο πέρα από τη δυσκολία εφαρμογής, συνεπάγεται και ρίσκο, το οποίο καθιστά τα δίκτυα με συμφόρηση, πρακτικά μη χρησιμοποιήσιμα. Έχει σχεδιαστεί ένα αναξιόπιστο (unreliable) πρωτόκολλο μεταφοράς με έλεγχο συμφόρησης, προσθέτοντάς το σε ένα θεμελιώδες UDP πρωτόκολλο, για υποστήριξη του ελέγχου συμφόρησης [104]. Αυτό το πρωτόκολλο μοιάζει με TCP πρωτόκολλο χωρίς όμως την αξιοπιστία του και τις αθροιστικές αναγνωρίσεις (acknowledgements).

### 6.2.3 Προεπεξεργασία δεδομένων

Τα συλλεγμένα σύνολα δεδομένων, εξαιτίας των διαφορετικών πηγών προέλευσης, μπορεί να έχουν διαφορετικά επίπεδα ποιότητας όσον αφορά τον πλεονασμό, την συνοχή, το θόρυβο κ.α.. Η μεταφορά και αποθήκευση ακατέργαστων δεδομένων έχει απαραίτητα κόστος. Εξάλλου συγκεκριμένες μέθοδοι ανάλυσης δεδομένων μπορεί να έχουν αυστηρές απαιτήσεις σχετικά με την ποιότητα των δεδομένων. Έτσι, οι τεχνικές προ-επεξεργασίας δεδομένων που έχουν σχεδιαστεί για να βελτιώσουν την ποιότητα των δεδομένων καθίστανται, λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω,

απαραίτητες στα συστήματα Big data. Στις εργασίες [105]-[107] παρέχεται μια σε βάθος προσέγγιση της προ-επεξεργασίας δεδομένων.

**Ενοποίηση (ενσωμάτωση):** Οι τεχνικές ενοποίησης των δεδομένων σκοπό έχουν να συνδυάσουν τα δεδομένα που υπάρχουν σε διαφορετικές πηγές και να παρέχουν στον χρήστη μια ολοκληρωμένη (ενοποιημένη) άποψη των δεδομένων [108]. Η ενοποίηση των δεδομένων αποτελεί ένα ώριμο πεδίο στην έρευνα των Βάσεων Δεδομένων [109]. Δύο είναι οι προσεγγίσεις που έχουν επικρατήσει: η μέθοδος αποθήκευσης δεδομένων (data warehouse method) και η μέθοδος ομοσπονδίας δεδομένων (data federation method). Η μέθοδος αποθήκευσης δεδομένων [108], γνωστή ως *ETL*, αποτελείται από τα ακόλουθα τρία στάδια: *άντληση των δεδομένων, μετασχηματισμός των δεδομένων και φόρτωση των δεδομένων*.

Το *στάδιο της άντλησης* περιλαμβάνει τη σύνδεση με τα συστήματα της πηγής, την επιλογή και τη συλλογή των απαραίτητων δεδομένων για την αναλυτική επεξεργασία.

Το *στάδιο του μετασχηματισμού* περιλαμβάνει την εφαρμογή σειράς κανόνων στα εξαγόμενα δεδομένα για την μετατροπή τους σε μια τυποποιημένη μορφή.

Το *στάδιο της φόρτωσης* περιλαμβάνει την εισαγωγή των εξαγόμενων και μετατρεμμένων δεδομένων σε μια υποδομή αποθήκευσης, στόχο.

Η μέθοδος ομόσπονδων δεδομένων (data federation method) δημιουργεί μια εικονική βάση δεδομένων για την εξέταση και τη συγκέντρωση δεδομένων από διαφορετικές πηγές. Η εικονική βάση δεδομένων δεν περιέχει η ίδια δεδομένα αλλά αντίθετα περιέχει πληροφορίες ή μεταδεδομένα σχετικά με τα πραγματικά δεδομένα και την τοποθεσία τους. Ωστόσο, η «αποθήκευση και έλξη» («store-and-pull») φύση αυτών των δύο προσεγγίσεων, είναι ακατάλληλη για τις ανάγκες υψηλής απόδοσης που απαιτούνται στη ροή δεδομένων ή στην αναζήτηση εφαρμογών, όπου τα δεδομένα είναι περισσότερο δυναμικά από τις ερωτήσεις και η επεξεργασία τους πρέπει να γίνεται στη στιγμή. Οι μέθοδοι ενοποίησης είναι περισσότερο συνυφασμένες με τις μηχανές επεξεργασίας ροής (streaming processing engines) [35] και τις μηχανές αναζήτησης (search engines) [110].



**Καθαρισμός:** Η τεχνική καθαρισμού των δεδομένων αναφέρεται στη διαδικασία προσδιορισμού ανακριβών, ελλιπών ή παράλογων δεδομένων και στη συνέχεια την μετατροπή ή την απομάκρυνση αυτών των δεδομένων με σκοπό τη βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων. Ένα γενικό πλαίσιο [108] για τον καθαρισμό των δεδομένων αποτελείται από πέντε συμπληρωματικά στάδια:

- Τον ορισμό και τον καθορισμό τύπων σφαλμάτων.
- Την αναζήτηση και τον εντοπισμό περιπτώσεων σφαλμάτων.
- Τη διόρθωση των σφαλμάτων.
- Την τεκμηρίωση των περιπτώσεων σφαλμάτων και των τύπων σφαλμάτων.
- Την τροποποίηση των διαδικασιών εισόδου των δεδομένων για τη μείωση των μελλοντικών σφαλμάτων.

Επιπλέον, οι έλεγχοι τύπου (format checks), οι έλεγχοι πληρότητας (completeness checks), οι έλεγχοι ορθότητας (reasonableness checks) [111], ανήκουν στον καθαρισμό των δεδομένων. Ο καθαρισμός των δεδομένων θεωρείται ζωτικής σημασίας για τη διατήρηση της συνέπειας και της ενημέρωσης των δεδομένων [107], και ως εκ τούτου χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλά πεδία (π.χ. τράπεζες, λιανεμπόριο, τηλεπικοινωνίες). Τυπικές πηγές που προκαλούν τα σχετικά με την ποιότητα των δεδομένων ζητήματα περιλαμβάνουν σφάλματα λογισμικού, σφάλματα παραμετροποίησης και η διαδικασία διαμόρφωσης του συστήματος. Καθαρισμός δεδομένων έχει εφαρμοστεί σε δεδομένα αναγνώρισης μέσω ραδιοσυχνοτήτων (RFID), όπου τα ακατέργαστα δεδομένα είναι συνήθως χαμηλής ποιότητας [112], σε δεδομένα ηλεκτρονικού εμπορίου [113], σε βιολογικά δεδομένα [114]. Ο καθαρισμός των δεδομένων είναι απαραίτητος για την μετέπειτα ανάλυση γιατί βελτιώνει την ακρίβεια της ανάλυσης. Ωστόσο, ο καθαρισμός των δεδομένων συνήθως εξαρτάται από το σύνθετο σχεσιακό μοντέλο και εμπεριέχει επιπλέον υπολογισμούς και γενικότερα καθυστέρηση. Πρέπει να επιδιώκεται σε κάθε περίπτωση, η ισορροπία μεταξύ της πολυπλοκότητας του μοντέλου καθαρισμού των δεδομένων και της βελτίωσης στην ακρίβεια ανάλυσης που προκύπτει [22].

**Περιορισμός του Πλεονασμού:** Ο πλεονασμός των δεδομένων είναι η επανάληψη ή περίσσεια των δεδομένων, το οποίο αποτελεί κοινό πρόβλημα για διάφορα σύνολα δεδομένων. Ο πλεονασμός των δεδομένων αυξάνει άσκοπα το φόρτο μετάδοσης δεδομένων και προκαλεί προβλήματα στα συστήματα αποθήκευσης (σπατάλη χώρου

αποθήκευσης, ασυνέπεια των δεδομένων, μειωμένη αξιοπιστία, αλλοίωση δεδομένων). Έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι μείωσης του πλεονασμού όπως η ανίχνευση πλεονασμού [115] και η συμπίεση των δεδομένων [116]. Αυτές οι μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων και να οδηγήσουν σε σημαντικά οφέλη, αλλά και σε κίνδυνο έκθεσης σε διάφορους αρνητικούς παράγοντες [22]. Για παράδειγμα, η μέθοδος συμπίεσης δεδομένων θέτει επιπλέον υπολογιστική επιβάρυνση στη διαδικασία συμπίεσης και αποσυμπίεσης των δεδομένων. Θα πρέπει να αξιολογείται η σχέση ανάμεσα στα οφέλη της μείωσης του πλεονασμού και της επιβάρυνσης που τη συνοδεύει. Ο πλεονασμός των δεδομένων, σχετίζεται και με την αυξανόμενη ποσότητα δεδομένων εικόνας και ήχου [117]. Στον τομέα της βίντεο παρακολούθησης, τεράστιες ποσότητες πλεονάζουσας πληροφορίας όπως χρονική, χωρική, στατιστική και αντιληπτική πλεονάζουσα πληροφορία συνοδεύουν τις ακατέργαστες εικόνες και τα αρχεία βίντεο [117]. Οι τεχνικές συμπίεσης βίντεο χρησιμοποιούνται ευρέως για τη μείωση του πλεονασμού σε δεδομένα βίντεο. Πολλά σημαντικά πρότυπα (π.χ. MPEG-2, MPEG-4, H.263, H.264/AVC) [118] έχουν κατασκευαστεί και εφαρμόζονται για τη μείωση της επιβάρυνσης στη μεταφορά και αποθήκευση. Για γενικευμένη μετάδοση ή αποθήκευση δεδομένων, έχει προταθεί μια εξειδικευμένη τεχνική συμπίεσης δεδομένων για την εξάλειψη διπλών αντιγράφων των επαναλαμβανόμενων δεδομένων, η τεχνική της επανεπικάλυψης (deduplication) των δεδομένων [119]. Σε αυτήν ένα μοναδικό κομμάτι ή τμήμα των δεδομένων θα αναγνωριστεί και θα αποθηκευτεί, και η αναγνώριση θα προστεθεί σε μια λίστα ταυτοποίησης. Καθώς η ανάλυση προχωρά ένα νέο κομμάτι που συνδέεται με μια αναγνώριση που υπάρχει ήδη στη λίστα ταυτοποίησης θεωρείται ως πλεονάζον κομμάτι ή τμήμα. Αυτό το κομμάτι ή τμήμα αντικαθίσταται με μια αναφορά που δείχνει προς το αποθηκευμένο κομμάτι ή τμήμα. Με αυτόν τον τρόπο μόνο ένα στιγμιότυπο από κάθε κομμάτι των δοσμένων δεδομένων διατηρείται. Η επανεπικάλυψη μπορεί να μειώσει σημαντικά το μέγεθος του αποθηκευτικού χώρου κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό για συστήματα αποθήκευσης Big data [22].

Εκτός από τις μεθόδους προ-επεξεργασίας που αναφέρθηκαν, άλλες λειτουργίες είναι απαραίτητες για συγκεκριμένα αντικείμενα δεδομένων. Ένα παράδειγμα είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction) η οποία διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο σε τομείς όπως η αναζήτηση πολυμέσων [120] και η ανάλυση του DNA [121],[122].

Αυτά τα αντικείμενα δεδομένων περιγράφονται από διανύσματα (ή σημεία) χαρακτηριστικών μεγάλων διαστάσεων, τα οποία οργανώνονται σε συστήματα αποθήκευσης για ανάκτηση. Επίσης, ο μετασχηματισμός των δεδομένων [123] ο οποίος συνήθως χρησιμοποιείται για το χειρισμό καταμεμημένων πηγών δεδομένων με ετερογενές σχήμα, είναι ιδιαίτερα χρήσιμος για επιχειρησιακά σύνολα δεδομένων.

Ωστόσο, δεν υπάρχουν ενιαίες διαδικασίες προ-επεξεργασίας δεδομένων και καμία μοναδική τεχνική δεν πρέπει να αναμένεται να δουλέψει καλύτερα σε ένα ευρύ φάσμα συνόλων δεδομένων. Πρέπει, σε κάθε περίπτωση να εξετάζονται από κοινού το πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί, τα χαρακτηριστικά των συνόλων δεδομένων, οι απαιτήσεις στην απόδοση και άλλοι παράγοντες ώστε να επιλεγεί το κατάλληλο σχήμα προ-επεξεργασίας δεδομένων [22].

### **6.3 ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Το υποσύστημα αποθήκευσης δεδομένων σε μια πλατφόρμα Big data, οργανώνει τις πληροφορίες που έχουν συλλεχθεί σε μια εύχρηστη μορφή για ανάλυση και εξόρυξη αξίας. Για το σκοπό αυτό το υποσύστημα αποθήκευσης δεδομένων θα πρέπει να παρέχει δύο σύνολα χαρακτηριστικών:

- Η υποδομή αποθήκευσης θα πρέπει να μπορεί να φιλοξενεί πληροφορία επίμονα και αξιόπιστα.
- Το υποσύστημα αποθήκευσης δεδομένων θα πρέπει να παρέχει μια κλιμακούμενη διεπαφή πρόσβασης για ερωτήματα και αναλύσεις, τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων.

Αυτή η λειτουργική αποσύνθεση δείχνει ότι το υποσύστημα αποθήκευσης δεδομένων μπορεί να χωριστεί σε *υποδομή υλικού* και *διαχείριση δεδομένων*. Αυτά τα δύο συστατικά αναλύονται παρακάτω.

#### **6.3.1 Υποδομή αποθήκευσης**

Η υποδομή υλικού είναι υπεύθυνη για τη φυσική αποθήκευση της συλλεγόμενης πληροφορίας. Η υποδομή αποθήκευσης μπορεί να γίνει κατανοητή από διαφορετικές οπτικές γωνίες. Αρχικά, οι συσκευές αποθήκευσης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν βάσει της συγκεκριμένης τεχνολογίας που χρησιμοποιούν.

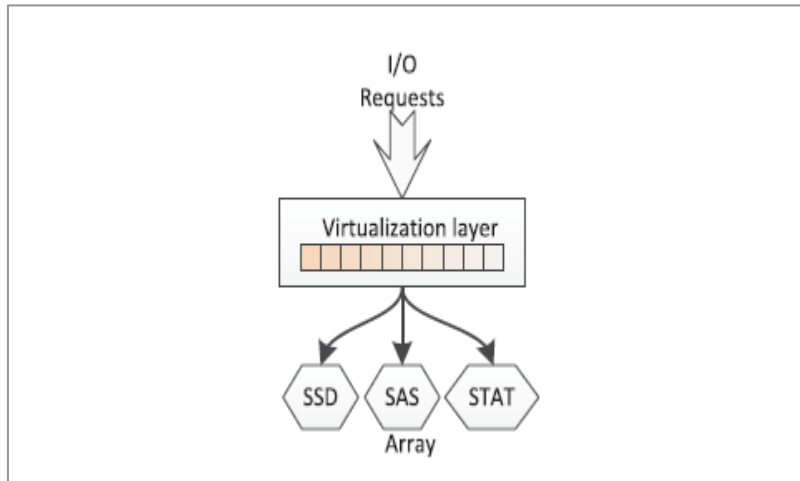
### 6.3.2 Τεχνολογίες αποθήκευσης

Οι τυπικές τεχνολογίες αποθήκευσης, περιλαμβάνουν αλλά δεν περιορίζονται στις παρακάτω:

**Μνήμη τυχαίας προσπέλασης (Random Access Memory-RAM):** Η RAM είναι τύπος υπολογιστικής αποθήκευσης δεδομένων που χάνει την πληροφορία της όταν σταματήσει η τροφοδοσία ηλεκτρικού ρεύματος. Οι σύγχρονες RAM περιλαμβάνουν την στατική RAM (SRAM), τη δυναμική RAM (DRAM), και τη μνήμη αλλαγής φάσης (PRAM). Η DRAM είναι η κυρίαρχη μορφή υπολογιστικής μνήμης.

**Μαγνητικοί δίσκοι και συστοιχίες δίσκων:** Μαγνητικοί δίσκοι όπως οι σκληροί δίσκοι (Hard Disk Drive – HDD), είναι το κύριο συστατικό σε σύγχρονα συστήματα αποθήκευσης. Ένας σκληρός δίσκος αποτελείται από έναν ή περισσότερους γρήγορα περιστρεφόμενους άκαμπτους δίσκους με μαγνητικές κεφαλές τοποθετημένους σε ένα κινούμενο βραχίονα ενεργοποίησης για να διαβάσει και να εγγράψει δεδομένα στις επιφάνειες. Σε αντίθεση με τη RAM, ένας σκληρός δίσκος (HDD) διατηρεί τα δεδομένα του ακόμη και αν απενεργοποιηθεί με πολύ χαμηλότερο κόστος ανά χωρητικότητα, αλλά η λειτουργία ανάγνωσης και εγγραφής είναι πολύ χαμηλότερη. Λόγω της υψηλής δαπάνης ενός μεγάλης χωρητικότητας δίσκου, οι συστοιχίες δίσκων συγκεντρώνουν μια σειρά από δίσκους για να επιτύχουν μεγάλη χωρητικότητα, υψηλή απόδοση πρόσβασης και υψηλή διαθεσιμότητα σε πολύ χαμηλότερο κόστος.

**Μνήμη κατηγορίας αποθήκευσης (Storage Class Memory):** Η μνήμη κατηγορίας αποθήκευσης αναφέρεται σε μη-μηχανικά μέσα αποθήκευσης όπως η μνήμη τέφρα (ash memory). Σε γενικές γραμμές η μνήμη τέφρα χρησιμοποιείται για την κατασκευή στερεάς κατάστασης drives (Solid State Drives-SSDs). Σε αντίθεση με τους σκληρούς δίσκους, οι SSDs δεν έχουν μηχανικά εξαρτήματα, λειτουργούν πιο αθόρυβα και έχουν χαμηλότερους χρόνους πρόσβασης και μικρότερο χρόνο καθυστέρησης από τους σκληρούς δίσκους. Ωστόσο, οι SSDs παραμένουν πιο ακριβοί ανά μονάδα αποθήκευσης από τους σκληρούς δίσκους.



**Εικόνα 5. Πολυεπίπεδο σύστημα αποθήκευσης βασισμένο σε SSD. Αποτελείται από τρία στοιχεία: Ουρά αιτημάτων Εισόδου/Εξόδου, επίπεδο εικονικοποίησης και πίνακα.**

Αυτές οι συσκευές έχουν διαφορετικές μετρικές απόδοσης, το οποίο μπορεί να αξιοποιηθεί για να οικοδομηθεί ένα επεκτάσιμο και υψηλής απόδοσης υποσύστημα αποθήκευσης δεδομένων Big data. Η ανάπτυξη συσκευών αποθήκευσης αναλύεται εκτενώς στην [124]. Τελευταία, έχουν προταθεί υβριδικές προσεγγίσεις [125],[126] για την κατασκευή ενός ιεραρχικού συστήματος αποθήκευσης που συνδυάζει τα χαρακτηριστικά των SSDs και των σκληρών δίσκων στην ίδια μονάδα, και περιέχει ένα μεγάλο σκληρό δίσκο και μια κρυφή μνήμη SSD για να βελτιώσει τις επιδόσεις της συχνής πρόσβασης στα δεδομένα. Μια τυπική αρχιτεκτονική των πολύ-επίπεδων συστημάτων αποθήκευσης βασισμένων στα SSD, παρουσιάζεται στην εικόνα 5, η οποία αποτελείται από τρία συστατικά: δηλ. τα αιτήματα ουράς Εισόδου/Εξόδου, το επίπεδο οπτικοποίησης και μια συστοιχία. Το επίπεδο οπτικοποίησης δέχεται αιτήματα Εισόδου/Εξόδου και τα αποστέλλει σε όγκους, που αποτελούνται από εκτάσεις αποθηκευμένες σε συστοιχίες διαφορετικών τύπων συσκευών. Σύγχρονα εμπορικά πολύ-επίπεδα συστήματα που βασίζονται στην τεχνολογία SSD και παρέχονται από τις εταιρίες IBM, EMC, 3PAR και Compllent έχουν παρουσιάσει ικανοποιητική απόδοση. Ωστόσο, η κύρια δυσκολία αυτών των συστημάτων είναι να καθοριστεί ποιος συνδυασμός συσκευών θα είναι πιο αποδοτικός, με το χαμηλότερο δυνατό κόστος [22]. Η υποδομή αποθήκευσης μπορεί να κατανοηθεί επίσης και από την οπτική της αρχιτεκτονικής δικτύου που χρησιμοποιείται [127].

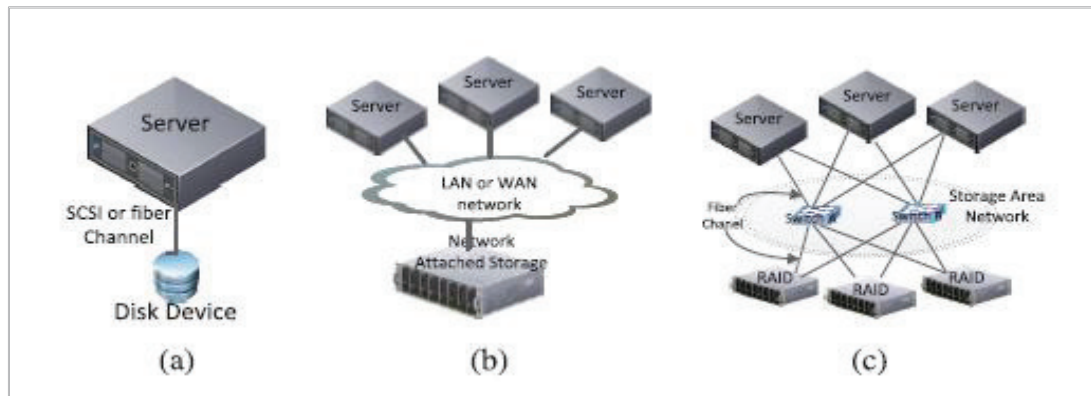
### 6.3.3 Αρχιτεκτονικές δικτύου αποθήκευσης

Στην κατηγορία αυτή το υπό-σύστημα αποθήκευσης μπορεί να οργανωθεί με διαφορετικούς τρόπους όπως:

**Άμεσα προσαρτημένη αποθήκευση (Direct Attached Storage-DAS):** Η DAS είναι ένα σύστημα αποθήκευσης που αποτελείται από μια συλλογή συσκευών αποθήκευσης δεδομένων ( π.χ. από ένα σύνολο σκληρών δίσκων). Αυτές οι συσκευές συνδέονται άμεσα με έναν υπολογιστή μέσω ενός προσαρμογέα διαύλου κεντρικού υπολογιστή (host bus adapter), χωρίς δίκτυο αποθήκευσης μεταξύ των συσκευών και του υπολογιστή. Το DAS είναι μια απλή επέκταση αποθήκευσης σε έναν υπάρχων διακομιστή (server) [22].

**Αποθήκευση προσαρτημένη σε δίκτυο (Network Attached Storage-NAS):** Η NAS είναι μια αποθήκευση επιπέδου αρχείων, που περιέχει πολλούς σκληρούς δίσκους διατεταγμένους σε λογικά, πλεονασματικής αποθήκευσης δοχεία. Η NAS παρέχει τόσο την αποθήκευση όσο και ένα σύστημα αρχείων και μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας διακομιστής αρχείων (file server) ενώ η SAN (αμέσως επόμενη) αποτελεί έναν σύνολο βοηθητικών προγραμμάτων διαχείρισης, μέσω των οποίων ένας υπολογιστής μπορεί να αποκτήσει αποθηκευτικό χώρο στο δίσκο [22].

**Δίκτυο αποθηκευτικής περιοχής (Storage Area Network – SAN):** Τα SANs είναι εξειδικευμένα δίκτυα που παρέχουν αποθήκευση επιπέδου μπλοκ σε μια ομάδα υπολογιστών. Τα SANs μπορούν να ενοποιήσουν διαφορετικές συσκευές αποθήκευσης όπως δίσκους και συστοιχίες δίσκων και να τις καταστήσουν προσβάσιμες στους υπολογιστές έτσι ώστε οι συσκευές αποθήκευσης να εμφανίζονται ως τοπικά συνδεδεμένες συσκευές [22]. Η αρχιτεκτονική δικτύωσης των τριών αυτών τεχνολογιών φαίνεται στην εικόνα 6. Το σύστημα SAN διαθέτει την πιο περίπλοκη αρχιτεκτονική, ανάλογα βέβαια με τις χρησιμοποιούμενες συσκευές δικτύωσης.



**Εικόνα 6. Αρχιτεκτονική δικτύου των συστημάτων αποθήκευσης. Παρουσιάζονται τρεις αρχιτεκτονικές: (a) Απευθείας προσαρτημένη αποθήκευση, (DAS) (b) Δικτυακά προσαρτημένη αποθήκευση (NAS), προσανατολισμένη σε αρχεία και (c) Δίκτυο χώρου αποθήκευσης (SAN), προσανατολισμένη σε μπλοκ.**

Η αρχιτεκτονική των συστημάτων αποθήκευσης είναι μια υποσχόμενη ερευνητική περιοχή, αλλά μπορεί να μην είναι άμεσα εφαρμόσιμη στην πλατφόρμα ανάλυσης των Big data. Στο πεδίο των Big data, η υποδομή αποθήκευσης θα πρέπει να είναι σε θέση να αναβαθμίζεται μέσα και έξω και να διαμορφώνεται δυναμικά ώστε να φιλοξενεί διαφορετικού τύπου εφαρμογές. Μια πολλά υποσχόμενη τεχνολογία για την αντιμετώπιση αυτών των απαιτήσεων είναι η εικονική αποθήκευση που είχε ως εκκίνηση το αναδυόμενο παράδειγμα του υπολογιστικού σύννεφου (cloud computing) [128]. Η εικονική αποθήκευση [129] είναι η συγχώνευση των πολλαπλών συσκευών αποθήκευσης δικτύου σε κάτι που φαίνεται ως μια ενιαία συσκευή αποθήκευσης. Η εικονική αποθήκευση [129] επιτυγχάνεται με NAS ή με SAN αρχιτεκτονική. Η εικονική αποθήκευση που βασίζεται σε SAN αρχιτεκτονική μπορεί να πετύχει καλύτερη απόδοση από την αρχιτεκτονική NAS όσον αφορά την επεκτασιμότητα, την αξιοπιστία και την ασφάλεια. Ωστόσο, η SAN απαιτεί επαγγελματικές υποδομές αποθήκευσης με επαγόμενο μεγαλύτερο κόστος [22].

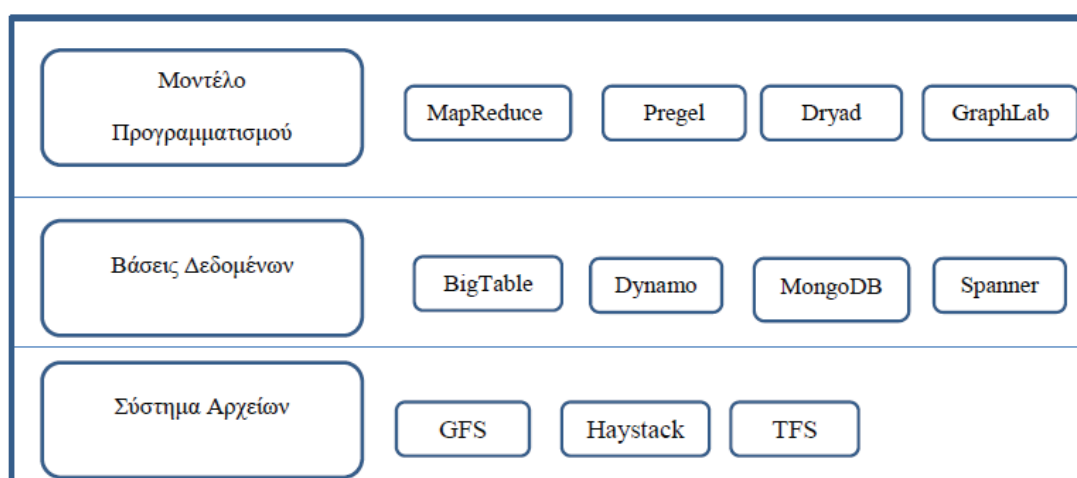
#### **6.3.4 Λίμνες δεδομένων (data lakes)**

Μια λίμνη δεδομένων (data lake) είναι μια μέθοδος αποθήκευσης δεδομένων μέσα σε ένα σύστημα ή ένα αποθετήριο, με τη φυσική μορφή τους [130] που διευκολύνει την συν εγκατάσταση δεδομένων σε διάφορα σχήματα και δομικές μορφές (συνήθως αρχεία αντικειμένων). Η λίμνη δεδομένων στηρίζεται στην λογική να διαθέτει μια μοναδική αποθήκη όλων των δεδομένων, που να περιλαμβάνει από ακατέργαστα δεδομένα (που συνεπάγεται ακριβές αντίγραφο των δεδομένων του συστήματος

πηγής) έως μετασχηματισμένα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για διάφορες εργασίες (πχ. αναφορά, απεικόνιση, ανάλυση, μηχανική μάθηση). Η λίμνη δεδομένων περιλαμβάνει δομημένα δεδομένα από σχεσιακές βάσεις δεδομένων (σειρές και στήλες), ημιδομημένα δεδομένα (CSV, αρχεία καταγραφής, XML, JSON), μη δομημένα δεδομένα (emails, έγγραφα, PDF), δημιουργώντας μια κεντρική αποθήκη δεδομένων που φιλοξενεί όλες τις μορφές δεδομένων. Σε μελέτη της PricewaterhouseCoopers αναφέρεται ότι οι λίμνες δεδομένων θα μπορούσαν να «θέσουν τέλος στα σιλό των δεδομένων» [131]. Παράδειγμα λίμνης δεδομένων είναι το κατανεμημένο σύστημα αρχείων που χρησιμοποιείται στο Apache Hadoop. Πολλές εταιρείες χρησιμοποιούν επίσης, υπηρεσίες αποθήκευσης σύννεφου (cloud) όπως το Amazon S3 [132]. Υπάρχει ακαδημαϊκό ενδιαφέρον για την ιδέα των λιμνών δεδομένων, όπως είναι το Personal DataLake [133] στο Πανεπιστήμιο του Cardiff για δημιουργία ενός νέου τύπου λίμνης δεδομένων που στοχεύει, στη διαχείριση μεγάλων δεδομένων μεμονωμένων χρηστών παρέχοντας ένα ενιαίο σημείο συλλογής και ανταλλαγής προσωπικών δεδομένων [134].

#### 6.4 ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Το πλαίσιο διαχείρισης δεδομένων αφορά το πως πρέπει να οργανωθούν οι πληροφορίες με ικανοποιητικό τρόπο για αποδοτική επεξεργασία. Η διαχείριση των δεδομένων ταξινομείται σε τρία επίπεδα που αποτελούνται από *συστήματα αρχείων, τεχνολογίες βάσεων δεδομένων και μοντέλα προγραμματισμού* όπως απεικονίζονται στην εικόνα 7. Αυτά τα επίπεδα αναφέρονται παρακάτω:



Εικόνα 7. Τεχνολογία διαχείρισης δεδομένων (τροπ. από Hu H. et al., 2014).



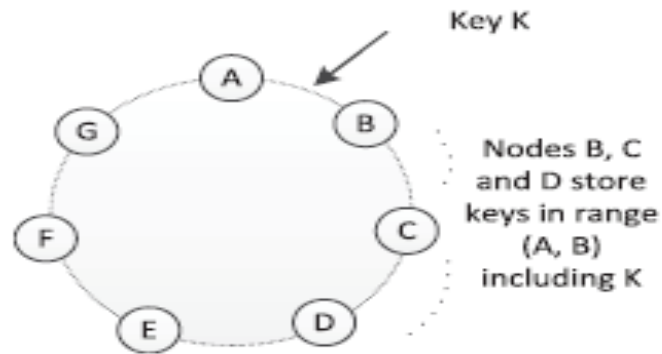
#### 6.4.1 Συστήματα αρχείων

Το σύστημα αρχείων είναι η βάση της αποθήκευσης των Big data. Μπορεί να είναι είτε ανοιχτού κώδικα είτε να έχουν σχεδιαστεί για επιχειρηματική χρήση. Η Google σχεδίασε και υλοποίησε το GFS σαν ένα επεκτάσιμο και κατακεκομμένο σύστημα αρχείων [32], για εντατικές εφαρμογές μεγάλων και κατακεκομμένων δεδομένων. Το GFS τρέχει σε φθηνούς εμπορικούς διακομιστές (servers) και παρέχει ανοχή σε σφάλματα και υψηλή απόδοση σε μεγάλο αριθμό πελατών. Είναι κατάλληλο για εφαρμογές με αρχεία μεγάλου μεγέθους και για εφαρμογές με πολύ περισσότερες λειτουργίες ανάγνωσης παρά εγγραφής. Μειονεκτήματα του GFS (αποτυχία μοναδικού σημείου (single point failure), χαμηλή απόδοση για αρχεία μικρού μεγέθους) έχουν ξεπεραστεί στο διάδοχο σύστημα του GFS, το Colossus [135]. Επιπλέον άλλες εταιρίες και ερευνητές, έχουν αναπτύξει τις δικές τους λύσεις για τη διατήρηση, ιδιαίτερων απαιτήσεων αποθήκευσης για Big data. Τα HDFS [136] και CloudStore (πρώην Kosmosfs) [137] είναι παράγωγα ανοιχτού κώδικα του GFS. Το Cosmos [138] δημιουργήθηκε για να υποστηρίξει την αναζήτηση και τη διαφήμιση των επιχειρηματικών εργασιών της Microsoft. Η Facebook υλοποίησε το Haystack [139], για την αποθήκευση τεράστιας ποσότητας μικρών αρχείων φωτογραφιών. Η Taobao, κινέζικη υπηρεσία online αγορών, έχει προτείνει κατακεκομμένα συστήματα αρχείων για μικρά αρχεία το Tao File System-TFS [140] και το Fast DFS [141]. Συνοπτικά μπορεί να ειπωθεί, πως τα κατακεκομμένα συστήματα αρχείων βρίσκονται σε στάδιο ωριμότητας.

#### 6.4.2 Τεχνολογίες βάσεων δεδομένων

Η τεχνολογία των βάσεων δεδομένων έχει περισσότερο από τριάντα χρόνια ανάπτυξης. Διάφορα συστήματα βάσεων δεδομένων έχουν προταθεί για διαφορετικές κλίμακες συνόλων δεδομένων και διαφορετικές εφαρμογές. Τα παραδοσιακά σχεσιακά συστήματα βάσεων δεδομένων δεν μπορούν να αντιμετωπίσουν την ποικιλότητα και τις προκλήσεις που προκύπτουν από την αύξηση στην κλίμακα που απαιτούνται από τα Big data. Πλέον, η βάση δεδομένων NoSQL γίνεται το πρότυπο στο πεδίο των Big data, λόγω ορισμένων βασικών χαρακτηριστικών της, κάποια από τα οποία είναι: η ιδιότητα της ελευθερίας σχήματος (schema free), η υποστήριξη εύκολης αντιγραφής, η ύπαρξη μιας απλής διεπαφής προγραμματισμού εφαρμογών (Application Programming Interface-API), η σχετική συνέπεια και η υποστήριξη τεράστιου μεγέθους δεδομένων. Υπάρχουν τρεις βασικοί τύποι βάσεων δεδομένων uNoSQL που οργανώνονται από το μοντέλο των δεδομένων: αποθήκευση κλειδιού-

τιμής (*key-value stores*), βάσεις δεδομένων προσανατολισμένες ως προς τη στήλη (*column-oriented DB*) και βάσεις δεδομένων εγγράφων (*document DB*).



**Εικόνα 8.** Διαχωρισμός και αντιγραφή κλειδιών στο δακτύλιο Dynamo [142].

**Αποθήκευση κλειδιού-τιμής (DYNAMO):** Η αποθήκευση κλειδιού-τιμής υιοθετεί ένα απλό μοντέλο δεδομένων στο οποίο, τα δεδομένα αποθηκεύονται σαν ζεύγος κλειδί-τιμή. Καθένα από τα κλειδιά είναι μοναδικό και οι πελάτες παίρνουν ή αιτούνται τιμές για κάθε κλειδί. Οι βάσεις δεδομένων κλειδιού-τιμής έχουν ως πρότυπο το Dynamo της Amazon [142]. Στο Dynamo, τα δεδομένα πρέπει να κατανεμηθούν ανάμεσα σε μια συστάδα διακομιστών (*servers*) και να αναπαραχθούν σε πολλαπλά αντίγραφα. Η επεκτασιμότητα και η αντοχή του μοντέλου, βασίζονται σε δύο βασικούς μηχανισμούς: «*διαχωρισμός και αντιγραφή*» και στις «*εκδοχές των αντικειμένων*».

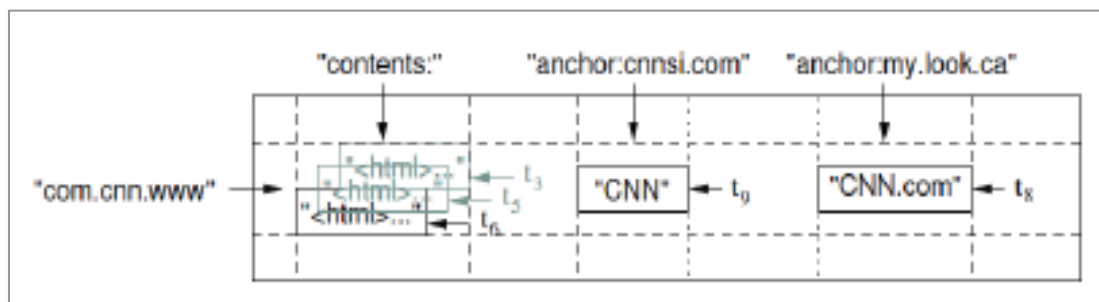
**Διαχωρισμός και αντιγραφή:** Το σχήμα διαχωρισμού του Dynamo βασίζεται στον συνεπή κατατεμαχισμό (*consistent hashing*) [143], για να κατανείμει το φορτίο σε πολλούς κεντρικούς υπολογιστές αποθήκευσης. Σε αυτόν το μηχανισμό το εύρος εξόδου μιας συνάρτησης κατατεμαχισμού (*hash function*) αντιμετωπίζεται σαν ένας σταθερός κυκλικός δίσκος (ή *δαχτυλίδι*). Σε κάθε κόμβο του συστήματος ανατίθεται μια τυχαία τιμή εντός αυτού του χώρου που αντιπροσωπεύει τη θέση του πάνω στο «*δαχτυλίδι*». Κάθε στοιχείο δεδομένων που αναγνωρίζεται από ένα κλειδί, αντιστοιχίζεται σε έναν κόμβο με κατατεμαχισμό του κλειδιού του στοιχείου των δεδομένων, για να βρεθεί η θέση του κόμβου πάνω στον κυκλικό δίσκο. Κάθε στοιχείο δεδομένων στο σύστημα Dynamo αποθηκεύεται στον κόμβο συντονιστή του

και αντιγράφεται σε  $N - 1$  διαδόχους (αντίγραφα), όπου το  $N$  είναι μια παράμετρος που διαμορφώνεται κατά περίπτωση. Όπως απεικονίζεται στην εικόνα 8 ο κόμβος B είναι ο συντονιστής κόμβος για το κλειδί  $k$ , και τα δεδομένα θα αντιγραφούν στους κόμβους C και D, πέραν της αποθήκευσης και στον κόμβο B. Επιπρόσθετα, ο κόμβος D θα αποθηκεύσει τα κλειδιά που εμπίπτουν στα εξής διαστήματα: (A,B], (B,C] και (C,D].

*Έκδοση αντικειμένου:* Επειδή υπάρχουν πολλές αντιγραφές για κάθε μοναδικό στοιχείο δεδομένων, το σύστημα Dynamo επιτρέπει την ασύγχρονη διάδοση όλων των ενημερώσεων σε όλα τα αντίγραφα για τη διατήρηση της συνέπειας. Κάθε ενημέρωση αντιμετωπίζεται ως μια νέα και αμετάβλητη έκδοση των δεδομένων. Πολλαπλές εκδόσεις ενός αντικειμένου εμφανίζονται στο σύστημα ταυτόχρονα και νεότερες εκδόσεις αντικαθιστούν τις προηγούμενες.

Άλλες τεχνολογίες αποθήκευσης κλειδιού-τιμής είναι οι Voldemort [144], Redis [145], Tokyo Cabinet [146], Tokyo Tyrant [147], Memcached [148], MemcacheDB [149], Riak [150] και Scalaris [151]. Οι Voldemort, Riak, Tokyo Cabinet και Memcached μπορούν να αποθηκεύουν δεδομένα στη μνήμη RAM ή στο δίσκο με αποθήκευση προσθέτων. Οι υπόλοιπες αποθηκεύουν στη RAM και παρέχουν το δίσκο ως εφεδρεία (back-up), ή βασίζονται στην αντιγραφή και αποκατάσταση ώστε να εξαλείψουν την ανάγκη για αντίγραφα ασφαλείας [22].

**Βάσεις δεδομένων βασιζόμενες σε στήλες:** Οι βάσεις δεδομένων που βασίζονται σε στήλες αποθηκεύουν και επεξεργάζονται τα δεδομένα ανά στήλη αντί ανά γραμμή. Τόσο οι σειρές όσο και οι στήλες κατανέμονται σε πολλαπλούς κόμβους για την επίτευξη επεκτασιμότητας. Η κύρια έμπνευση για τις βάσεις δεδομένων που βασίζονται σε στήλες είναι το Bigtable της Google.



**Εικόνα 9. Μοντέλο δεδομένων του Bigtable** (αναπαραγωγή από “Bigtable: A Distributed Storage System for Structured Data”, Chang F. et al., Google Inc., OSDI 2006). Διακρίνεται ένα κομμάτι πίνακα που αποθηκεύει ιστοσελίδες. Το

όνομα της γραμμής είναι μια αντίστροφη διεύθυνση URL. Η οικογένεια στηλών contents περιέχει τα περιεχόμενα της σελίδας και η οικογένεια στηλών anchor περιέχει το κείμενο από κάθε anchor που αναφέρεται στη σελίδα. Εδώ η κεντρική σελίδα του CNN αναφέρεται από τις κεντρικές σελίδες του Sports Illustrated και Mylook. Έτσι εδώ η γραμμή περιέχει στήλες που ονομάζονται anchor:cnnsi.com και anchor:my.look.ca. Κάθε κελί anchor έχει μια έκδοση ενώ η στήλη των περιεχομένων έχει τρεις εκδόσεις με χρονοσφραγίδες t3, t5 και t6.

*Bigtable*: Η βασική δομή δεδομένων του Bigtable [152] είναι ένας αραιός, καταναμημένος, συνεχής και πολυδιάστατος ταξινομημένος χάρτης. Ο χάρτης έχει ως ευρετήριο θέσης ένα κλειδί γραμμής, ένα κλειδί στήλης και μια χρονική σήμανση (χρονοσφραγίδα). Οι γραμμές διατηρούνται σε λεξικογραφική σειρά και κατανέμονται δυναμικά σε δίσκους, που αντιπροσωπεύουν τη μονάδα διανομής και την εξισορρόπηση φορτίου. Οι στήλες ομαδοποιούνται από το πρόθεμα του κλειδιού τους σε σύνολα που ονομάζονται οικογένειες στηλών και αντιπροσωπεύουν τη βασική μονάδα ελέγχου πρόσβασης. Μια χρονική σήμανση (χρονοσφραγίδα) χρησιμοποιείται για να διαφοροποιήσει επανεκδόσεις (reversions) μιας τιμής κελιού. Η εικόνα 9 απεικονίζει ένα παράδειγμα αποθήκευσης μιας μεγάλης συλλογής από ιστοσελίδες σε ένα μοναδικό πίνακα στον οποίο τα URLs χρησιμοποιούνται ως κλειδιά γραμμής και διάφορα χαρακτηριστικά των ιστοσελίδων χρησιμοποιούνται ως ονόματα στηλών. Τα περιεχόμενα των ιστοσελίδων που συνδέονται με πολλαπλές εκδόσεις αποθηκεύονται σε μία μοναδική στήλη. Η υλοποίηση του Bigtable αποτελείται από τρία κύρια χαρακτηριστικά σε κάθε περίπτωση: τον κύριο διακομιστή (master server), τον διακομιστή δίσκου (tablet server) και τη βιβλιοθήκη πελάτη (client library). Ένας κύριος διακομιστής διατίθεται για κάθε χρόνο εκτέλεσης του Bigtable και είναι υπεύθυνος για την ανάθεση δίσκων στους διακομιστές δίσκου, για την ανίχνευση προστιθέμενων ή αφαιρούμενων διακομιστών δίσκου καθώς και για την κατανομή του φόρτου εργασίας στους διακομιστές δίσκου. Επιπλέον, ο κύριος διακομιστής επεξεργάζεται τις αλλαγές που συμβαίνουν στο σχήμα του Bigtable όπως τη δημιουργία πινάκων και οικογενειών στηλών και συλλέγει τα σκουπίδια π.χ. διαγραμμένα ή λήξαντα αρχεία που είναι αποθηκευμένα στο GFS για τη συγκεκριμένη περίπτωση εφαρμογής του Bigtable. Κάθε διακομιστής δίσκου διαχειρίζεται μια σειρά από δίσκους, χειρίζεται αιτήματα ανάγνωσης και εγγραφής για δίσκους και διαχωρίζει τους δίσκους που έχουν αναπτυχθεί σε μέγεθος. Μια βιβλιοθήκη πελάτη παρέχεται στις εφαρμογές για να αλληλεπιδρά με τις περιπτώσεις εφαρμογής του Bigtable. Το Bigtable εξαρτάται από έναν αριθμό τεχνολογιών

υποδομής της Google: το GFS [32], ένα σύστημα διαχείρισης συστάδων, SST αρχεία τύπου πίνακα και το Chubby [153].

*Cassandra*: Το Cassandra[154] αναπτύχθηκε από τη Facebook (με άδεια ανοιχτού κώδικα το 2008), και συγκεντρώνει τις τεχνολογίες κατανεμημένων συστημάτων από το Dynamo με το μοντέλο δεδομένων του Bigtable. Ειδικότερα, ένας πίνακας στο Cassandra είναι ένας κατανεμημένος πολυδιάστατος χάρτης δομημένος σε τέσσερις διαστάσεις: γραμμές, οικογένειες στηλών, στήλες και υπέρ-στήλες. Οι μηχανισμοί διαμοιρασμού και αντιγραφής στο Cassandra είναι παρόμοιες με εκείνες του Dynamo, κάτι που εγγυάται συνέπεια συμβάντων.

*Παράγωγα του Bigtable*: Ο κώδικας του Bigtable δεν διατίθεται με άδεια ανοιχτού κώδικα, και έτσι έχουν αναπτυχθεί έργα ανοιχτού κώδικα όπως το HBase [155] και το Hyper-table [156], υιοθετώντας τις αρχές του Bigtable. Οι βάσεις δεδομένων που βασίζονται σε στήλες μοιάζουν (συνήθως έχουν ως πρότυπο το Bigtable), αλλά διαφέρουν στους μηχανισμούς συγχρονισμού και σε κάποια άλλα χαρακτηριστικά. Ενδεικτικά, το Cassandra εστιάζει στον αδύναμο συγχρονισμό μέσω ελέγχου συγχρονισμού πολλαπλών εκδόσεων ενώ το HBase και το Hyper-table εστιάζουν στην ισχυρή συνοχή μέσω κλειδαριών και κλειδώματος [22].

#### ***Βάσεις δεδομένων εγγράφων***

Η αποθήκευση εγγράφων υποστηρίζει πιο σύνθετες δομές δεδομένων από την αποθήκευση κλειδιού-τιμής. Δεν υπάρχει αυστηρό σχήμα στο οποίο τα έγγραφα πρέπει να συμμορφώνονται, κάτι που ελαχιστοποιεί την ανάγκη για αλλαγή σχήματος. Οι πιο αντιπροσωπευτικές βάσεις δεδομένων εγγράφων είναι οι βάσεις δεδομένων MongoDB[157], SimpleDB και CouchDB. Τα μοντέλα δεδομένων όλων των αποθηκεύσεων εγγράφων μοιάζουν με το JSON [158] αντικείμενο. Η εικόνα 10 απεικονίζει ένα άρθρο wiki με τη μορφή εγγράφου στην MongoDB [157]. Οι κύριες διαφορές στην αποθήκευση εγγράφων βρίσκονται στην αντιγραφή των δεδομένων και στους μηχανισμούς συνοχής.

```
{
  title: "MongoDB",
  last_editor: "172.5.123.91",
  last_modified: new Date("9/23/2013"),
  body: "MongoDb is a ..."
  categories: ["Database", "NoSQL", "Document Databases"],
  reviewed: false
}
```

**Εικόνα 10. Μοντέλο δεδομένων της MongoDB.**

*Αντιγραφή και θρύμματοποίηση (sharding):* Η αντιγραφή στη MongoDB υλοποιείται χρησιμοποιώντας ένα αρχείο καταγραφής (log file) στον κύριο διακομιστή το οποίο περιέχει όλες τις λειτουργίες υψηλού επιπέδου που επιτελούνται στη βάση δεδομένων. Σε μια διαδικασία αντιγραφής οι «εργάτες» ζητούν από τον κύριο διακομιστή, όλες τις λειτουργίες εγγραφής από τον τελευταίο συγχρονισμό τους και εκτελούν τις λειτουργίες από το αρχείο στη δική τους τοπική βάση δεδομένων. Η MongoDB υποστηρίζει οριζόντια κλιμάκωση μέσω αυτόματου διαμοιρασμού (sharding) για τη διανομή των δεδομένων σε χιλιάδες κόμβους με αυτόματη εξισορρόπηση φορτίου και αυτόματη εφεδρεία. Η SimpleDB απλά αναπαράγει όλα τα δεδομένα σε διαφορετικές μηχανές, σε διαφορετικά κέντρα δεδομένων για την αύξηση της ασφάλειας και της απόδοσης. Η CouchDB χρησιμοποιεί βελτιστοποιημένη αντιγραφή για να επιτύχει επεκτασιμότητα χωρίς προς το παρόν μηχανισμό διαμοιρασμού (sharding). Κάθε βάση δεδομένων CouchDB μπορεί να συγχρονιστεί με κάποιο άλλο στιγμιότυπο (περίπτωση), συνεπώς μπορεί να οικοδομηθεί οποιαδήποτε τοπολογία αντιγραφής.

*Συνέπεια (consistency):* Η MongoDB και η SimpleDB δεν έχουν έκδοση με έλεγχο συγχρονισμού και μηχανισμούς διαχείρισης συναλλαγών, παρέχουν όμως συνέπεια συμβάντος. Ο τύπος συνοχής της CouchDB εξαρτάται από το εάν χρησιμοποιείται διαμόρφωση κύριου – κύριου (master-master) διακομιστή ή κύριου-εργάτη (master-worker) διακομιστή. Στην πρώτη περίπτωση η CouchDB παρέχει συνέπεια συμβάντος, διαφορετικά η CouchDB μπορεί να εγγυηθεί ισχυρή συνέπεια.

#### ***Υπόλοιπες NoSQL και υβριδικές βάσεις δεδομένων***

Πολλές ακόμη παραλλαγές έχουν υλοποιηθεί για την υποστήριξη διαφορετικών τύπων αποθηκευμένων δεδομένων όπως η αποθήκευση γραφικών: Neo4j [159] Sparksee [160] και PNUTS [161]. Επειδή οι σχεσιακές βάσεις δεδομένων και οι

βάσεις δεδομένων NoSQL έχουν τα δικά τους πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα υπάρχει πάντα η ιδέα να συνδυαστούν για προηγμένη απόδοση. Ακολουθώντας αυτήν την τάση η Google ανέπτυξε διάφορες βάσεις δεδομένων για να ενσωματώσει τα πλεονεκτήματα των NoSQL και των SQL βάσεων δεδομένων συμπεριλαμβανόμενων των ακολούθων.

*Megastore*: Το Megastore [162] συνδυάζει την επεκτασιμότητα της αποθήκευσης δεδομένων σε NoSQL με την ευκολία των παραδοσιακών ΣΣΔΒΔ για την επίτευξη ισχυρής συνέπειας και υψηλής διαθεσιμότητας. Η σχεδιαστική προσέγγιση του Megastore είναι ο διαμοιρασμός της αποθήκευσης των δεδομένων, η αντιγραφή κάθε διαμερίσματος ξεχωριστά και η παροχή πλήρους ACID (Atomicity, Consistency, Isolation, Durability – Ατομικότητα, Συνέπεια, Απομόνωση, Μονιμότητα), σημασιολογίας εντός των διαμερισμάτων αλλά με περιορισμένη εγγύηση συνέπειας ανάμεσα στα διαμερίσματα. Το Megastore παρέχει μόνο περιορισμένα χαρακτηριστικά των παραδοσιακών βάσεων δεδομένων τα οποία μπορεί να κλιμακώνονται εντός ανεκτών από τον χρήστη ορίων απόκρισης και μόνο με τη σημασιολογία που μπορεί να υποστηρίξει το σχήμα διαμοιρασμού. Το μοντέλο δεδομένων του Megastore βρίσκεται μεταξύ των αφηρημένων πλειάδων ενός ΣΣΔΒΔ και της συγκεκριμένης αποθήκευσης γραμμής-στήλης μιας NoSQL. Η αποθήκευση των δεδομένων του Megastore βασίζεται στο Bigtable [22].

*Spanner*: Το Spanner [163] είναι το πρώτο σύστημα για τη διανομή των δεδομένων σε μια συνολική κλίμακα και την υποστήριξη εξωτερικά συνεπών κατανεμημένων συναλλαγών. Σε αντίθεση με την εκδοχή του μοντέλου αποθήκευσης κλειδί-τιμή στο Bigtable, το Spanner έχει εξελιχθεί σε μια διαχρονική βάση δεδομένων πολλαπλών εκδόσεων. Τα δεδομένα αποθηκεύονται σε σχηματοποιημένους ήμι-σχεσιακούς πίνακες που καθένας χαρακτηρίζεται ως ξεχωριστή έκδοση και κάθε έκδοση λαμβάνει αυτόματα μια χρονική σήμανση με το χρόνο δημιουργίας της. Οι παλιές εκδόσεις των δεδομένων υπόκεινται σε παραμετροποιημένες πολιτικές συλλογής σκουπιδιών. Οι εφαρμογές μπορούν να διαβάσουν δεδομένα με παλιές χρονοσημάνσεις. Στο Spanner η αντιγραφή των δεδομένων με λεπτομέρεια, μπορεί να ελέγχεται δυναμικά από τις εφαρμογές. Επιπλέον, τα δεδομένα διαμοιράζονται εκ νέου σε όλα τα μηχανήματα ή ακόμη και σε όλα τα κέντρα δεδομένων για την εξισορρόπηση του φορτίου και για την αντιμετώπιση των αποτυχιών. Τα κυριότερα χαρακτηριστικά του Spanner είναι οι εξωτερικά συνεπείς αναγνώσεις και εγγραφές,

και οι συνολικά συνεπείς αναγνώσεις σε ολόκληρη τη βάση δεδομένων για μια χρονική σήμανση.

**F1:** Η F1 [164] έχει βασιστεί πάνω στο Spanner και είναι η νέα βάση δεδομένων της Google για τις διαφημιστικές επιχειρήσεις. Η F1 υλοποιεί πολλά χαρακτηριστικά σχεσιακών βάσεων δεδομένων, συμπεριλαμβάνοντας ένα ρητό εκτελεστικό σχήμα, μια ισχυρή μηχανή SQL ερωτημάτων, γενικές συναλλαγές, παρακολούθηση αλλαγών και κοινοποίηση και ευρετηρίαση. Η αποθήκευση διαμοιράζεται δυναμικά, υποστηρίζεται η συνεπής αντιγραφή ανάμεσα στα κέντρα δεδομένων και μπορεί να υποστηριχθεί η διακοπή λειτουργίας κέντρων δεδομένων χωρίς απώλεια δεδομένων.

**Πίνακας 5. Απόφαση Σχεδιασμού για συστήματα αποθήκευσης NoSQL (τροπ. από Hu H. et al., 2014).**

Μοντέλο δεδομένων	Όνομα	Παραγωγός	Αποθήκευση δεδομένων	Έλεγχος συγχρονισμού	Επιλογή CAP	Συνέπεια
Κλειδί - τιμή	Dynamo	Amazon	Plug-in	MVCC	AP	Τελικά συνεπές
	Voldemort	LinkedIn	RAM	MVCC	AP	Τελικά συνεπές
	Redis	Salvatore Sanfilippo	RAM	Κλειδαριές	AP	Τελικά συνεπές
Στήλη	BigTable	Google	Google File System	Κλειδαριές + Σφραγίδες	CP	Τελικά συνεπές
	Cassandra	Facebook	Δίσκος	MVCC	AP	Τελικά συνεπές
	Hbase	Apache	HDFS	Κλειδαριές	CP	Τελικά συνεπές
	Hypertable	Hypertable	Plug-in	Κλειδαριές	AP	Τελικά συνεπές
Έγγραφο	SimpleDB	Amazon	S3 (Απλή αποθηκευτική λύση)	Κανένας	AP	Τελικά συνεπές
	MongoDB	10gen	Δίσκος	Κλειδαριές	AP	Τελικά συνεπές
	CouchDB	Couchbase	Δίσκος	MVCC	AP	Τελικά συνεπές
Γραμμή	PNUTS	Yahoo!	Δίσκος	MVCC	AP	Συνεπές με χρονοδιάγραμμα

### 6.4.3 Σύγκριση των NoSQL βάσεων δεδομένων

Αν και πολλά τα είδη των βάσεων δεδομένων, κανένα δεν είναι καλύτερο για όλες τις εργασίες και τα σενάρια, διαφορετικές βάσεις δεδομένων απαιτούν διαφορετικά ανταλλάγματα για τη επίτευξη συγκεκριμένης απόδοσης. Σε εργασίες έχουν αναφερθεί τα ανταλλάγματα που απαιτούνται στα συστήματα διαχείρισης δεδομένων που βασίζονται στο «σύννεφο» (cloud-based), όπως απόδοση σε εργασίες ανάγνωσης έναντι της απόδοσης εγγραφής, καθυστέρηση σε σύγκριση με ανθεκτικότητα, σύγχρονη αντιγραφή σε σχέση με την ασύγχρονη κ.α. [165]. Κάποιες ακόμη μετρικές σχεδιασμού έχουν συζητηθεί στα [166]-[168]. Στον πίνακα 5 συγκρίνονται κάποια βασικά χαρακτηριστικά των εξεταζόμενων συστημάτων:



**Μοντέλο δεδομένων:** Τα βασικά μοντέλα δεδομένων: κλειδιού-τιμής, στηλών, εγγράφων. Το μοντέλο δεδομένων στο PNUTS βασίζεται σε γραμμές.

**Αποθήκευση δεδομένων:** Κάποια συστήματα έχουν σχεδιαστεί για αποθήκευση στη RAM, με στιγμιότυπα ή αντιγραφή στο δίσκο ενώ άλλα έχουν σχεδιαστεί για αποθήκευση σε δίσκο, με μνήμη cache στη RAM. Λίγα συστήματα έχουν συνδεδεμένη τελική υποστήριξη (back-end), επιτρέποντας την ύπαρξη διαφορετικών μέσων αποθήκευσης ή απαιτούν ένα τυποποιημένο υποκείμενο σύστημα αρχείων.

**Έλεγχος συγχρονισμού (concurrency control):** Υπάρχουν τρία είδη προσέγγισης στον έλεγχο συγχρονισμού στα εξεταζόμενα συστήματα: κλειδαριές, MVCC (Multiversion Concurrency Control – Έλεγχος ταυτότητας πολλαπλών εκδόσεων) και κανένας. Οι μηχανισμοί κλειδαριάς επιτρέπουν μόνο σε ένα χρήστη τη φορά να διαβάσει ή να αλλάξει μια οντότητα ( ένα αντικείμενο, έγγραφο ή γραμμή). Ο μηχανισμός MVCC εγγυάται μια συνεπή ως προς την ανάγνωση θέαση της βάσης δεδομένων αλλά καταλήγει σε πολλές αντικρουόμενες εκδοχές μιας οντότητας εάν πολλοί χρήστες την τροποποιούν την ίδια στιγμή. Κάποια συστήματα δεν παρέχουν ατομικότητα, επιτρέποντας σε διαφορετικούς χρήστες να τροποποιούν διαφορετικά μέρη του ίδιου αντικειμένου παράλληλα, χωρίς να παρέχουν καμιά εγγύηση ως προς το ποια έκδοση των δεδομένων θα δοθεί στον χρήστη για ανάγνωση.

**Θεώρημα CAP:** Το θεώρημα CAP [169],[170] αποδεικνύει ότι ένα κοινό (διαμοιραζόμενο) σύστημα δεδομένων μπορεί να επιλέξει *το πολύ δύο* από τρεις ιδιότητες: *συνέπεια, διαθεσιμότητα και αντοχή στο διαμοιρασμό*. Για να αντιμετωπίσουν μεμονωμένες αποτυχίες, οι βάσεις δεδομένων που βασίζονται στο «σύννεφο» αντιγράφουν τα δεδομένα σε μια ευρεία περιοχή, αφήνοντας σύμφωνα με το θεώρημα CAP για επιλογή την συνέπεια ή τη διαθεσιμότητα. Συνεπώς υπάρχει μια ανταλλαγή μεταξύ συνέπειας και διαθεσιμότητας. Διάφορες μορφές μοντέλων αδύναμης συνέπειας [171] έχουν εφαρμοστεί για να οδηγήσουν σε ικανοποιητικά επίπεδα διαθεσιμότητας του συστήματος [22].

**Συνέπεια:** Δεν δύναται να επιτευχθεί αυστηρή συνέπεια σε συνδυασμό με διαθεσιμότητα και αντοχή στο διαμοιρασμό, σύμφωνα με το θεώρημα CAP. Δύο τύποι αδύναμης συνέπειας: η συνέπεια συμβάντος και η συνέπεια με χρονοδιάγραμμα είναι οι κοινά αποδεκτές. Συνέπεια συμβάντος, σημαίνει ότι όλες οι ενημερώσεις μπορεί να αναμένονται να διαδοθούν μέσω του συστήματος και τα αντίγραφα θα

είναι συνεπή εντός της δεδομένης μεγάλης χρονικής περιόδου. Η συνέπεια με χρονοδιάγραμμα αναφέρεται όταν, όλα τα αντίγραφα μιας δεδομένης καταγραφής, εφαρμόζουν όλες τις ενημερώσεις στην καταγραφή με την ίδια σειρά [161].

Είναι δύσκολο να διατηρηθούν οι εγγυήσεις ACID στις εφαρμογές Big data. Η επιλογή των εργαλείων διαχείρισης δεδομένων εξαρτάται από πολλούς παράγοντες συμπεριλαμβανομένων των παραπάνω μετρικών. Ένα σύστημα αποθήκευσης Big data, πρέπει να βρίσκει την ισορροπία μεταξύ κόστους, συνέπειας και διαθεσιμότητας.

#### **6.4.4 Διακυβέρνηση δεδομένων (data governance)**

Η διακυβέρνηση δεδομένων είναι ένας έλεγχος που εξασφαλίζει ότι η καταχώρηση δεδομένων από ένα μέλος της ομάδας ή από αυτοματοποιημένες διαδικασίες πληροί συγκεκριμένα πρότυπα, όπως επιχειρηματικούς κανόνες, ορισμούς δεδομένων και περιορισμούς ακεραιότητας δεδομένων. Παρακολουθείται η ποιότητα των δεδομένων σε σχέση με τα δεδομένα παραγωγής και κοινοποιούνται τα σφάλματα στα δεδομένα στα επιχειρησιακά μέλη της ομάδας ή στην ομάδα τεχνικής υποστήριξης. Η διακυβέρνηση δεδομένων χρησιμοποιείται για την άσκηση ελέγχου στις διαδικασίες και τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται από τους διαχειριστές δεδομένων, προκειμένου να βελτιωθεί η ποιότητα των δεδομένων. Πρόκειται για τοποθέτηση ανθρώπων που είναι επιφορτισμένοι με τον καθορισμό και την αποτροπή προβλημάτων με τα δεδομένα. Με τη διακυβέρνηση δεδομένων διασφαλίζεται ότι τα δεδομένα είναι αξιόπιστα και ότι οι άνθρωποι μπορούν να λογοδοτήσουν για οποιοδήποτε δυσμενές συμβάν λόγω χαμηλής ποιότητας δεδομένων. Αποτελεί επίσης μια εξελικτική διαδικασία για μια εταιρεία, αλλάζοντας τον τρόπο σκέψης της και δημιουργώντας τις διαδικασίες για χειρισμό των πληροφοριών από ολόκληρη τη δομή της. Από μια άλλη οπτική, η διακυβέρνηση δεδομένων είναι ένα σύστημα δικαιωμάτων λήψης αποφάσεων και ευθυνών για διαδικασίες που σχετίζονται με την πληροφόρηση, οι οποίες εκτελούνται σύμφωνα με συμφωνημένα μοντέλα που περιγράφουν ποιος μπορεί να λάβει ποιες ενέργειες με ποιες πληροφορίες και πότε, υπό ποιες συνθήκες και χρησιμοποιώντας ποιες μεθόδους [172]. Οι στόχοι της διακυβέρνησης δεδομένων περιλαμβάνουν μεταξύ άλλων, την αύξηση της συνέπειας και της εμπιστοσύνης στη λήψη αποφάσεων, τη μείωση του κινδύνου κανονιστικών προστίμων, τη βελτίωση της ασφάλειας των δεδομένων, τη μεγιστοποίηση του δυναμικού παραγωγής δεδομένων, τον καθορισμό λογοδοσίας για την ποιότητα των

πληροφοριών, τη βελτιστοποίηση την αποτελεσματικότητα του προσωπικού, την καθιέρωση βασικών γραμμών επιδόσεων διαδικασιών.

## 7. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ

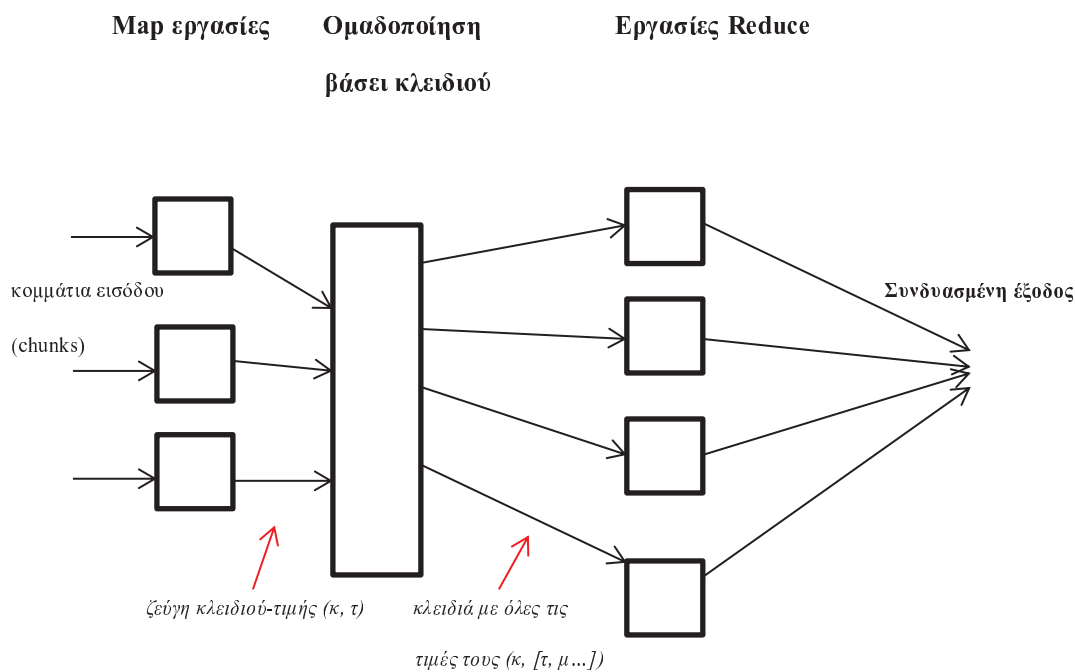
Οι NoSQL βάσεις δεδομένων είναι περισσότερο ευέλικτες, σε σχέση με τις σχεσιακές βάσεις δεδομένων, εντούτοις δεν υποστηρίζουν δηλωτική έκφραση της λειτουργίας συνένωσης και προσφέρουν περιορισμένη υποστήριξη για τις λειτουργίες της ανάλυσης και των ερωτημάτων [22]. Έτσι, είναι το μοντέλο προγραμματισμού που πρέπει να υλοποιήσει τη λογική των εφαρμογών και να διευκολύνει τις εφαρμογές ανάλυσης των δεδομένων. Τα παραδοσιακά μοντέλα παραλληλισμού όπως το το MPI [173] και το OpenMP [174], δεν είναι εύκολο να υλοποιήσουν παράλληλα προγράμματα στην κλίμακα των Big data, δηλαδή σε εκατοντάδες ή ακόμη και χιλιάδες εμπορικούς διακομιστές (servers), σε μια ευρεία περιοχή. Πολλά μοντέλα παράλληλου προγραμματισμού έχουν προταθεί για την επίλυση θεμάτων συγκεκριμένων τομέων. Αυτά τα μοντέλα βελτιώνουν την απόδοση των NoSQL βάσεων δεδομένων και μειώνουν το χάσμα στην απόδοση σε σύγκριση με τις σχεσιακές βάσεις δεδομένων. Στη συνέχεια, αναλύονται τρεις τύποι μοντέλων διαδικασιών: το γενικό μοντέλο επεξεργασίας, το μοντέλο επεξεργασίας ροής, και το μοντέλο επεξεργασίας γραφικών.

### 7.1 ΓΕΝΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ

Αυτός ο τύπος μοντέλου αντιμετωπίζει ζητήματα γενικής εφαρμογής και χρησιμοποιείται στο MapReduce [11] και στις παραλλαγές του και στο Dryad [43].

**MapReduce:** Το MapReduce είναι ένα απλό και ισχυρό προγραμματιστικό μοντέλο που επιτρέπει τον αυτόματο παραλληλισμό και διανομή εφαρμογών μεγάλης υπολογιστικής κλίμακας, σε μεγάλες συστάδες εμπορικών υπολογιστών. Έχει εφαρμοστεί σε διάφορα συστήματα (εσωτερική εφαρμογή του Google (ονομάζεται MR) και το Hadoop από το ίδρυμα Apache). Η εφαρμογή του MapReduce μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διαχείριση μεγάλης κλίμακας και αριθμού υπολογισμών, με τρόπο που είναι ανεκτικός σε ελαττώματα υλικού. Χρειάζεται να γραφεί κώδικας για δύο λειτουργίες που ονομάζονται Map και Reduce, ενώ το σύστημα διαχειρίζεται την παράλληλη εκτέλεση, τον συντονισμό των εργασιών που εκτελούν τα Map ή Reduce και ασχολείται επίσης με την πιθανότητα ότι κάποια από αυτές τις εργασίες θα αποτύχει να εκτελεστεί. Συνοπτικά ένας υπολογισμός MapReduce εκτελείται ως

ακολουθώς: Σε έναν αριθμό εργασιών Map που στον καθένα δίνονται ένα ή περισσότερα κομμάτια (chunks) από ένα σύστημα κατανομημένων αρχείων (Distributed File System). Αυτές οι εργασίες Map μετατρέπουν το κομμάτι (chunk) σε μια ακολουθία ζευγών κλειδιού-τιμής. Ο τρόπος που παράγονται τα ζεύγη κλειδιού-τιμής από τα δεδομένα εισόδου καθορίζεται από τον κώδικα που έχει γραφτεί από τον χρήστη για τη λειτουργία Map. Τα ζεύγη κλειδιού-τιμής από κάθε εργασία Map συλλέγονται από έναν κύριο ελεγκτή (master controller) και ταξινομούνται βάσει κλειδιού. Τα κλειδιά διαμοιράζονται σε όλες τις εργασίες Reduce, και με αυτόν τον τρόπο όλα τα ζεύγη κλειδιού-τιμής με το ίδιο κλειδί καταλήγουν στην ίδια εργασία Reduce. Οι εργασίες Reduce εργάζονται σε ένα κλειδί τη φορά και συνδυάζουν όλες τις τιμές που σχετίζονται με κάποιο τρόπο με αυτό το κλειδί. Ο τρόπος συνδυασμού των τιμών καθορίζεται από τον κώδικα που έχει γραφτεί από το χρήστη για τη λειτουργία Reduce. Το σχήμα 1 δείχνει τη διαδικασία:



**Σχήμα 1 . Σχήμα του υπολογισμού που πραγματοποιεί το MapReduce (τροπ. από “Mining Massive Datasets”, Leskovec J. , Rajaramant A., Ullman J.D., 2014 [175]).**

*Εργασίες Map :* Τα αρχεία εισόδου αποτελούνται από στοιχεία που μπορεί να είναι οποιουδήποτε τύπου (π.χ. πλειάδα, έγγραφο κ.α. ). Ένα κομμάτι (chunk) είναι μια συλλογή από στοιχεία και κανένα στοιχείο δεν αποθηκεύεται σε δύο κομμάτια (chunks). Τεχνικά, όλες οι εισοδοι στις εργασίες Map και οι έξοδοι από τις εργασίες Reduce είναι του τύπου ζεύγος κλειδί-τιμή. Η επιμονή σε αυτόν τον τύπο για

εισόδους και εξόδους, υποκινείται από την επιθυμία να επιτραπεί η σύνθεση πολλών διαδικασιών MapReduce. Η λειτουργία Map παίρνει σαν όρισμα ένα στοιχείο εισόδου και παράγει μηδέν ή περισσότερα ζεύγη κλειδιού-τιμής. Οι τύποι των κλειδιών και των τιμών είναι αυθαίρετοι. Επιπλέον, τα κλειδιά δεν είναι κλειδιά με τη συνήθη έννοια, δηλαδή δεν χρειάζεται να είναι μοναδικά. Μια εργασία Map μπορεί να παράγει διάφορα ζεύγη κλειδιού-τιμής με το ίδιο κλειδί ακόμη και από το ίδιο στοιχείο.

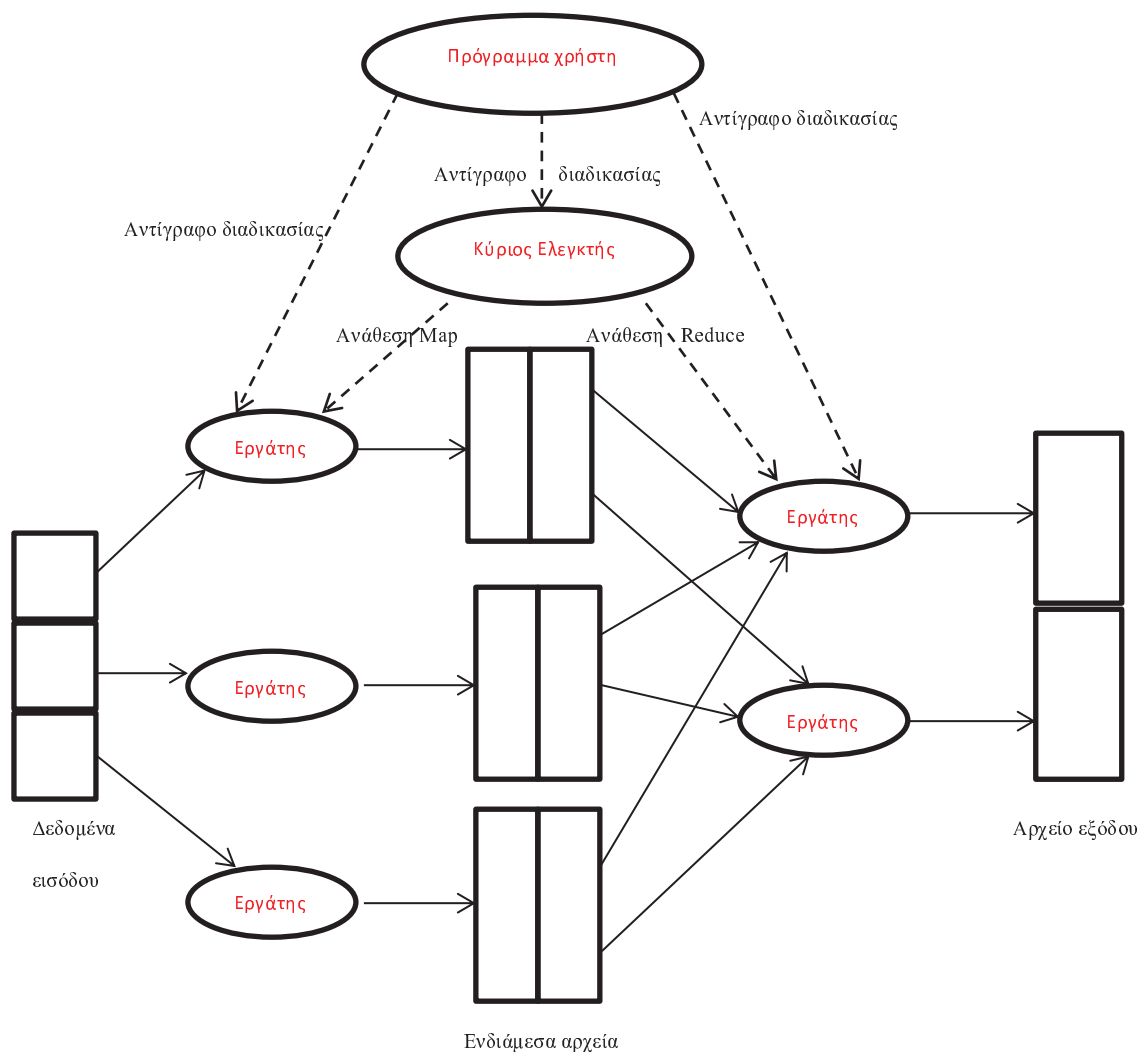
*Ομαδοποίηση ανά κλειδί:* Μόλις ολοκληρωθούν όλες οι εργασίες Map με επιτυχία, τα ζεύγη κλειδιού-τιμής ομαδοποιούνται βάσει κλειδιού και οι τιμές που σχετίζονται με το κάθε κλειδί καταγράφονται σε μια λίστα. Η ομαδοποίηση πραγματοποιείται από το σύστημα ανεξάρτητα από το τι κάνουν οι λειτουργίες Map και Reduce. Η διαδικασία του κύριου ελεγκτή (master controller) γνωρίζει πόσες εργασίες Reduce θα υπάρξουν, ας υποθέσουμε ότι υπάρχουν  $\rho$  τέτοιες εργασίες. Ο χρήστης δίνει συνήθως στο σύστημα MapReduce ποιο θα είναι το  $\rho$ . Στη συνέχεια ο κύριος ελεγκτής επιλέγει μια συνάρτηση κατακερματισμού (hash function) που εφαρμόζεται στα κλειδιά και παράγει έναν αριθμό κουβά (bucket) από το 0 έως το  $\rho-1$ . Κάθε κλειδί που είναι έξοδος από μια εργασία Map κατακερματίζεται και το ζεύγος κλειδιού-τιμής του τοποθετείται σε ένα από τα  $\rho$  τοπικά αρχεία. Κάθε αρχείο κατευθύνεται για μια από τις εργασίες Reduce. Προαιρετικά, οι χρήστες μπορούν να καθορίσουν τη δική τους συνάρτηση κατακερματισμού ή μια άλλη μέθοδο εκχώρησης κλειδιών στις εργασίες Reduce. Ωστόσο, οποιοσδήποτε αλγόριθμος και αν χρησιμοποιηθεί, *κάθε κλειδί εκχωρείται σε μια και μόνο μία εργασία Reduce*. Για να εκτελέσει την ομαδοποίηση ανά κλειδί και τη διανομή στις εργασίες Reduce, ο κύριος ελεγκτής συγχωνεύει τα αρχεία από κάθε εργασία Map που προορίζονται για μια συγκεκριμένη εργασία Reduce και τροφοδοτεί το συγχωνευμένο αρχείο σε αυτή τη διαδικασία σαν μια ακολουθία ζεύγους κλειδιού - λίστας τιμών. Δηλαδή, για κάθε κλειδί  $k$ , η είσοδος στην εργασία Reduce που χειρίζεται το κλειδί  $k$  είναι ένα ζεύγος της μορφής:  $(k, [t_1, t_2, \dots, t_n])$ , όπου  $(k, t_1), (k, t_2), \dots, (k, t_n)$  είναι όλα τα ζεύγη κλειδιού-τιμής με το κλειδί  $k$ , που προέρχονται από όλες τις εργασίες Map.

*Εργασίες Reduce:* Το όρισμα μιας εργασίας Reduce είναι ένα ζεύγος που αποτελείται από ένα κλειδί και μια λίστα με τις σχετιζόμενες τιμές του. Η έξοδος μιας λειτουργίας Reduce είναι μια ακολουθία από μηδέν ή περισσότερα ζεύγη κλειδιού-τιμής. Αυτά τα ζεύγη κλειδιού-τιμής μπορεί να είναι διαφορετικού τύπου από εκείνα που

αποστέλλονται από τις Map εργασίες στις Reduce εργασίες (συνήθως είναι του ίδιου τύπου). Η εφαρμογή της Reduce εργασίας σε ένα μοναδικό κλειδί και η σχετιζόμενη με αυτό λίστα τιμών, ορίζεται ως *μειωτήρας* (*reducer*). Μια εργασία Reduce λαμβάνει ένα ή περισσότερα κλειδιά και τις σχετιζόμενες με αυτά λίστες τιμών. Δηλαδή, μια εργασία Reduce εκτελεί ένα ή περισσότερους μειωτήρες (*reducers*). Οι έξοδοι από όλες τις εργασίες Reduce, συγχωνεύονται σε ένα μοναδικό αρχείο. Οι μειωτήρες μπορούν να χωριστούν ανάμεσα σε ένα μικρότερο αριθμό εργασιών Reduce, με κατακερματισμό των κλειδιών και συνδέοντας κάθε εργασία Reduce με έναν από τους κουβάδες της συνάρτησης κατακερματισμού.

*Εκτέλεση ενός προγράμματος MapReduce:* Ξεκινώντας από μια βιβλιοθήκη που παρέχεται από ένα σύστημα MapReduce όπως το Hadoop, το πρόγραμμα χρήστη (*user program*), αντιγράφεται (*fork*) σε μια διαδικασία κύριου ελεγκτή (*Master controller*) και σε κάποιον αριθμό από διαδικασίες εργατών, σε διαφορετικούς υπολογιστικούς κόμβους. Κανονικά, ένας εργάτης χειρίζεται είτε Map λειτουργίες (*Map worker*) είτε Reduce λειτουργίες (*Reduce worker*), αλλά *όχι και τις δύο*. Ο κύριος ελεγκτής έχει πολλές υπευθυνότητες. Μια από αυτές είναι να δημιουργεί έναν αριθμό από εργασίες Map και έναν αριθμό από λειτουργίες Reduce, ο αριθμός αυτών των εργασιών καθορίζεται από το πρόγραμμα χρήστη. Αυτές οι εργασίες θα ανατεθούν στις διαδικασίες εργάτη από τον κύριο ελεγκτή. Είναι λογικό να δημιουργείται μια εργασία Map για κάθε κομμάτι (*chunk*) από το/τα αρχείο/αρχεία εισόδου, αλλά γενικά επιδιώκεται η δημιουργία λιγότερων Reduce εργασιών. Ο λόγος της επιδίωξης περιορισμού του αριθμού των λειτουργιών Reduce, είναι ότι είναι απαραίτητο για κάθε εργασία Map να δημιουργήσει ένα ενδιάμεσο αρχείο για κάθε εργασία Reduce, και αν υπάρχουν πολλές εργασίες Reduce, ο αριθμός των ενδιάμεσων αρχείων θα αυξηθεί υπερβολικά. Ο κύριος ελεγκτής έχει γνώση της κατάστασης των Map και Reduce εργασιών (*idle*, αυτές που εκτελούνται σε ένα συγκεκριμένο εργάτη ή εκείνες που έχουν ολοκληρωθεί). Μια διαδικασία εργάτη αναφέρεται στον κύριο ελεγκτή μόλις ολοκληρώσει μια εργασία και τότε μια νέα εργασία προγραμματίζεται από τον κύριο ελεγκτή για αυτήν τη διαδικασία εργάτη. Σε κάθε λειτουργία Map έχει ανατεθεί ένα ή περισσότερα κομμάτια (*chunks*) από το/τα αρχείο/α εισόδου και εκτελεί πάνω σε αυτό, τον κώδικα που έχει γραφτεί από τον χρήστη. Η εργασία Map δημιουργεί ένα αρχείο για κάθε εργασία Reduce, στον τοπικό δίσκο του εργάτη που εκτελεί τη εργασία Map. Ο κύριος ελεγκτής

πληροφορείται για την τοποθεσία και τα μεγέθη καθενός από αυτά τα αρχεία καθώς και για τη λειτουργία Reduce στην οποία καθένα από αυτά προορίζεται. Όταν μια εργασία Reduce ανατίθεται από τον κύριο ελεγκτή σε μια διαδικασία εργάτη, σε αυτήν τη εργασία δίνονται όλα τα αρχεία που αποτελούν την είσοδό της. Η λειτουργία Reduce εκτελεί κώδικα γραμμένο από τον χρήστη και γράφει την έξοδό της σε ένα αρχείο που είναι μέρος του περιβάλλοντος κατανεμημένου συστήματος αρχείων. Το σχήμα 2 δείχνει την εκτέλεση ενός προγράμματος MapReduce.



**Σχήμα 2.** Συνοπτική εικόνα της εκτέλεσης ενός προγράμματος MapReduce (τροπ. από “Mining Massive Datasets”, Leskovec J. , Rajaramant A.,Ullman J.D., 2014 ,[175]).

Ένα σύνηθες και απλό παράδειγμα που παρουσιάζεται και στο [175], μπορεί να κάνει περισσότερο κατανοητή την εκτέλεση ενός MapReduce προγράμματος. Στο παράδειγμα αυτό υπολογίζεται ο αριθμός των εμφανίσεων μιας λέξης σε μια συλλογή

εγγράφων. Το αρχείο εισόδου είναι ένα αποθετήριο εγγράφων και κάθε έγγραφο είναι ένα στοιχείο. Η εργασία Map σε αυτό το παράδειγμα χρησιμοποιεί κλειδιά που είναι τύπου String (οι λέξεις) και τιμές που είναι ακέραιοι. Η εργασία Map διαβάσει ένα έγγραφο και το σπάει στην ακολουθία των λέξεων του  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n$  και στη συνέχεια εκπέμπει μια ακολουθία ζευγών κλειδιού-τιμής που η τιμή είναι πάντα 1. Δηλαδή το αποτέλεσμα της εργασίας Map για αυτό το έγγραφο είναι η ακολουθία ζευγών κλειδιού-τιμής:  $(\lambda_1, 1), (\lambda_2, 1), \dots, (\lambda_n, 1)$ . Πρέπει να σημειωθεί ότι μια εργασία Map επεξεργάζεται συνήθως πολλά έγγραφα – όλα τα έγγραφα σε ένα ή περισσότερα κομμάτια (chunks). Συνεπώς η έξοδος της θα είναι μεγαλύτερη από την ακολουθία για το ένα έγγραφο που αναφέρεται εδώ. Να σημειωθεί επίσης ότι εάν μια λέξη  $\lambda$  εμφανίζεται  $\mu$  φορές ανάμεσα σε όλα τα έγγραφα που έχουν ανατεθεί σε αυτήν τη διαδικασία, τότε θα υπάρχουν  $\mu$  ζεύγη κλειδιού-τιμής  $(\lambda, 1)$  ανάμεσα στις εξόδους της. Η εργασία Reduce απλώς προσθέτει όλες τις τιμές. Η έξοδος του μειωτήρα αποτελείται από τη λέξη και το άθροισμα. Συνεπώς, η έξοδος όλων των εργασιών Reduce είναι μια ακολουθία από  $(\lambda, \mu)$  ζεύγη, όπου  $\lambda$  είναι μια λέξη που εμφανίζεται τουλάχιστον μια φορά ανάμεσα σε όλα τα έγγραφα εισόδου, και  $\mu$  είναι ο συνολικός αριθμός εμφανίσεων της  $\lambda$  ανάμεσα σε όλα τα έγγραφα. Κάποιες φορές μια εργασία Reduce είναι συσχετιστική και προσεταιριστική. Δηλαδή, οι τιμές μπορούν να συνδυαστούν σε οποιαδήποτε σειρά με το ίδιο αποτέλεσμα. Όταν η εργασία Reduce είναι προσεταιριστική, κάποιες από τις εργασίες που κάνουν οι μειωτήρες (reducers), μπορούν να ωθηθούν προς τις Map εργασίες. Στο παράδειγμα που προαναφέρθηκε λόγω χάρη, αντί οι εργασίες Map να παράγουν πολλά ζεύγη  $(\lambda, 1), (\lambda, 1), \dots$ , μπορεί να εφαρμοστεί η εργασία Reduce εντός των Map εργασιών, πριν η έξοδος των Map εργασιών υποβληθεί σε ομαδοποίηση και συνάθροιση. Αυτά τα ζεύγη κλειδιού-τιμής συνεπώς θα αντικατασταθούν από ένα ζεύγος με κλειδί  $\lambda$  και τιμή ίση με το άθροισμα όλων των 1 σε όλα αυτά τα ζεύγη. Δηλαδή, τα ζεύγη με κλειδί  $\lambda$  που παράγονται από μια Map εργασία θα αντικατασταθούν με ένα ζεύγος  $(\lambda, \mu)$  όπου το  $\mu$  είναι ο αριθμός των εμφανίσεων του  $\lambda$  ανάμεσα στα έγγραφα που χειρίζεται η λειτουργία Map. Ωστόσο, είναι ακόμη αναγκαίο να γίνει ομαδοποίηση και συνάθροιση και να περαστούν τα αποτελέσματα στις εργασίες Reduce, αφού θα υπάρχει (κανονικά) ένα ζεύγος κλειδιού-τιμής με το κλειδί  $\lambda$  που θα προέρχεται από κάθε λειτουργία Map.

Το συνοπτικό πλαίσιο εργασίας του MapReduce παρέχει μόνο δύο αδιαφανείς λειτουργίες χωρίς κάποιες από τις πιο κοινές λειτουργίες (όπως την προβολή και το



φιλτράρισμα). Η προσθήκη της SQL στην κορυφή του πλαισίου εργασίας του MapReduce είναι ένας αποτελεσματικός τρόπος για να κάνει το MapReduce εύκολο στη χρήση για προγραμματιστές εξοικειωμένους με την SQL. Έχουν προταθεί αρκετά συστήματα γλωσσών υψηλού επιπέδου όπως το Sawzall της Google [176], το Big Latin της Yahoo [177], το Hive της Facebook [178] και το Scope της Microsoft [138] για τη βελτίωση της αποδοτικότητας του προγραμματισμού.

**Dryad:** Το Dryad είναι μια γενικής χρήσης μηχανή εκτέλεσης παράλληλων εφαρμογών για μεγάλα συμπαγή συστήματα δεδομένων. Η εργασία του Dryad είναι ένα κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα στο οποίο κάθε κορυφή είναι ένα πρόγραμμα και οι ακμές αντιπροσωπεύουν κανάλια δεδομένων. Το Dryad τρέχει την εργασία εκτελώντας τις κορυφές (προγράμματα) του γραφήματος σε ένα σύνολο υπολογιστών και η επικοινωνία γίνεται διαμέσου των καναλιών των δεδομένων που περιλαμβάνουν αρχεία, TCP σωληνώσεις (pipes) και FIFOs διαμοιραζόμενης μνήμης. Το γράφημα λογικού υπολογισμού απεικονίζεται αυτόματα σε φυσικούς πόρους κατά το χρόνο εκτέλεσης. Το μοντέλο προγραμματισμού MapReduce μπορεί να ειπωθεί σαν μια ειδική περίπτωση του Dryad στην οποία το γράφημα αποτελείται από δύο στάδια: οι κορυφές του σταδίου Map αναμιγνύουν τα δεδομένα τους στις κορυφές του σταδίου Reduce [22]. Το Dryad έχει τη δική του υψηλού επιπέδου γλώσσα που ονομάζεται DryadLINQ [179], για να γενικεύσει τα περιβάλλοντα εκτέλεσης όπως τα προαναφερθέντα που βασίζονται στην SQL γλώσσα.

## 7.2 ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΡΟΗΣ

Κύριοι εκπρόσωποι αυτού του μοντέλου επεξεργασίας είναι το S4 [35] και το Storm [36]. Το S4 και το Storm είναι δύο κατανεμημένες πλατφόρμες επεξεργασίας ροής που τρέχουν σε εικονική μηχανή Java (JavaVirtual Machine). Το S4 εφαρμόζει το μοντέλο προγραμματισμού χειριστών. Κάθε ηλεκτρολογημένη πλειάδα στη ροή των δεδομένων αντιμετωπίζεται σαν ένα γεγονός, και δρομολογείται με μια συγγένεια στα στοιχεία επεξεργασίας (ΣΕ). Τα ΣΕ σχηματίζουν ένα κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα και αναλαμβάνουν την ευθύνη της επεξεργασίας των γεγονότων με συγκεκριμένα κλειδιά και τη δημοσίευση των αποτελεσμάτων. Οι κόμβοι επεξεργασίας (ΚΕ) είναι οι λογικοί «οικοδεσπότες» των στοιχείων επεξεργασίας (ΣΕ) και είναι υπεύθυνοι για την ακρόαση των γεγονότων και τη μετάθεση των εισερχόμενων συμβάντων στον περιέκτη επεξεργασίας στοιχείων (ΠΕΣ), ο οποίος επικαλείται τα κατάλληλα στοιχεία επεξεργασίας (ΣΕ) στην κατάλληλη σειρά. Το

Storm μοιράζεται πολλά χαρακτηριστικά με το S4. Μια εργασία του Storm αντιπροσωπεύεται επίσης από ένα κατευθυνόμενο γράφημα και η ανοχή του στα σφάλματα είναι μερική, ως αποτέλεσμα του καναλιού ροής μεταξύ των κορυφών. Η κύρια διαφορά μεταξύ του Storm και του S4 είναι η αρχιτεκτονική: Το S4 υιοθετεί μια αποκεντρωμένη και συμμετρική αρχιτεκτονική, ενώ το Storm είναι ένα σύστημα αφέντη-εργάτη όπως το MapReduce [22].

### 7.3 ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ

Μια αναπτυσσόμενη κατηγορία εφαρμογών (πχ. Ανάλυση κοινωνικών δικτύων, Πλαίσιο περιγραφής πόρων-Resource Description Framework-RDF) μπορεί να εκφραστεί με όρους οντοτήτων που σχετίζονται η μία με την άλλη και μπορούν να αποδοθούν με τη χρήση γραφικών μοντέλων. Σε αντίθεση με τα τύπου ροής μοντέλα, τα μοντέλα επεξεργασίας γραφικών είναι επαναληπτικά από τη φύση τους και το ίδιο σύνολο δεδομένων μπορεί να χρειαστεί να επανεξεταστεί πολλές φορές. Κυρίαρχα μοντέλα είναι τα Pregel [44] και GraphLab [180]. Το **Pregel** της Google ειδικεύεται σε υπολογισμό μεγάλης κλίμακας γραφημάτων όπως είναι τα γραφήματα του παγκόσμιου ιστού (web graphs) και η ανάλυση κοινωνικών δικτύων. Η εργασία υπολογισμού εκφράζεται σαν ένα κατευθυνόμενο γράφημα το οποίο αποτελείται από κορυφές και κατευθυνόμενες ακμές. Κάθε κορυφή συνδέεται με μια τιμή που ορίζεται από τον χρήστη και μπορεί να τροποποιηθεί. Οι κατευθυνόμενες ακμές συνδέονται με τις κορυφές από τις οποίες φέρονται, και κάθε ακμή αποτελείται από μια μεταβλητή τιμή και ένα αναγνωριστικό της κορυφής στόχου. Μετά την αρχικοποίηση του γραφήματος τα προγράμματα εκτελούνται ως μια ακολουθία επαναλήψεων που ονομάζονται *υπέρ-βήματα* (*supersteps*) και τα οποία διαχωρίζονται από ολικά (global) σημεία συγχρονισμού έως ότου ο αλγόριθμος τερματίσει με την έξοδο. Εντός κάθε υπέρ-βήματος οι κορυφές εκτελούν την ίδια λειτουργία που ορίζεται από τον χρήστη παράλληλα, κάτι που εκφράζει τη λογική ενός δεδομένου αλγόριθμου. Μια κορυφή μπορεί να τροποποιήσει την κατάστασή της ή την κατάσταση των ακμών που εξέρχονται από αυτήν, να λάβει μηνύματα που μεταδόθηκαν σε αυτήν στο προηγούμενο υπέρ-βήμα, να στείλει μηνύματα σε άλλες κορυφές ή ακόμη και να μεταλλάξει την τοπολογία του γραφήματος. Μια ακμή δεν σχετίζεται με υπολογισμούς. Μια κορυφή μπορεί η ίδια να απενεργοποιήσει τον εαυτό της ορίζοντας τη λήξη της. Όταν όλες οι κορυφές είναι ταυτόχρονα ανενεργές και δεν υπάρχει διαμετακόμιση μηνύματος, ολόκληρο το πρόγραμμα τερματίζεται. Το

αποτέλεσμα ενός προγράμματος Pregel είναι το σύνολο των τιμών εξόδου των κορυφών, το οποίο είναι συχνά ένα κατευθυνόμενο γράφημα, ισομορφικό με την είσοδο. Το **GraphLab** είναι ένα ακόμη μοντέλο επεξεργασίας γραφημάτων, το οποίο χρησιμοποιεί παράλληλους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Μια αφαιρετική περιγραφή του GraphLab περιλαμβάνει τρία στοιχεία: το *γράφημα των δεδομένων*, τη *λειτουργία ενημέρωσης* και τη *λειτουργία συγχρονισμού*. Το γράφημα των δεδομένων είναι ένας περιέκτης που διαχειρίζεται δεδομένα που ορίζονται από τον χρήστη, περιλαμβάνοντας τις παραμέτρους του μοντέλου, την κατάσταση του αλγορίθμου ακόμη και στατιστικά δεδομένα. Η λειτουργία ενημέρωσης είναι μια διεργασία χωρίς κατάσταση, που τροποποιεί τα δεδομένα εντός του πεδίου εφαρμογής μιας κορυφής και χρόνο-προγραμματίζει την μελλοντική εκτέλεση λειτουργιών ενημέρωσης σε άλλες κορυφές. Τέλος, η λειτουργία συγχρονισμού διατηρεί ταυτόχρονα τη συνολική συσχέτιση των στοιχείων του συστήματος. Η βασική διαφορά μεταξύ του Pregel και του GraphLab βρίσκεται στα μοντέλα συγχρονισμού τους. Το Pregel έχει ένα φράγμα στο τέλος κάθε επανάληψης και όλες οι κορυφές πρέπει να φτάσουν σε μια κατάσταση συνολικού συγχρονισμού μετά από κάθε επανάληψη ενώ το GraphLab είναι απολύτως ασύγχρονο, και οδηγεί σε πιο σύνθετες κορυφές. Το GraphLab προτείνει τρία μοντέλα συνέπειας: *πλήρης συνέπεια*, *συνέπεια ακμών* και *συνέπεια κορυφών*, για να επιτρέπονται διαφορετικά επίπεδα παραλληλισμού [22].

	<b>MapReduce</b>	<b>Dryad</b>	<b>Pregel</b>	<b>GraphLab</b>	<b>Storm</b>	<b>S4</b>
<b>Εφαρμογή</b>	Γενικής Χρήσης Μηχανή Παράλληλης Εκτέλεσης	Γενικής Χρήσης Μηχανή Παράλληλης Εκτέλεσης	Μεγάλης Κλίμακας Επεξεργασία Γραφικών	Μεγάλης Κλίμακας Μηχ. Μάθηση & Εξορ. Δεδομένων	Κατανεμημένη Επεξεργασία Συνεχούς Ροής	Κατανεμημένη Επεξεργασία Συνεχούς Ροής
<b>Μοντέλο Προγραμματισμού</b>	Χαρτογράφηση (Map) και Μείωση (Reduce)	Κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα	Κατευθυνόμενο γράφημα	Κατευθυνόμενο γράφημα	Κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα	Κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα
<b>Παραλληλισμός</b>	Ταυτόχρονη εκτέλεση στα πλαίσια των Map και Reduce φάσεων	Ταυτόχρονη εκτέλεση κορυφών κατά τη διάρκεια ενός σταδίου	Ταυτόχρονη εκτέλεση πάνω από τις κορυφές στα πλαίσια μιας υπερκάλυψης	Ταυτόχρονη εκτέλεση των μη επικαλυπτόμενων πεδίων που καθορίζονται από το μοντέλο συνέπειας	Διαδικασίες Εργατών και Εκτελεστών	Διαδικασίες Εργατών και Εκτελεστών
<b>Επεξεργασία Δεδομένων</b>	Κατανεμημένο σύστημα αρχείων	Διάφορα μέσα αποθήκευσης	Κατανεμημένο σύστημα αρχείων	Μνήμη ή δίσκος	Μνήμη	Μνήμη
<b>Αρχιτεκτονική</b>	Αφέντης - εργάτες	Αφέντης - εργάτες	Αφέντης - εργάτες	Αφέντης - εργάτες	Αφέντης - εργάτες	Αποκεντρωμένη και συμμετρική
<b>Ανοχή σε σφάλματα</b>	Ανοχή σφαλμάτων σε επίπεδο κόμβου	Ανοχή σφαλμάτων σε επίπεδο κόμβου	Έλεγχος σημείων	Έλεγχος σημείων	Μερική ανοχή σε σφάλματα	Μερική ανοχή σε σφάλματα

**Πίνακας 6. Σύνοψη χαρακτηριστικών των μοντέλων προγραμματισμού (τροπ. από Hu H. et al.,2014).**

Ο πίνακας 6 δείχνει μια σύγκριση χαρακτηριστικών των προγραμματιστικών μοντέλων που συζητήθηκαν παραπάνω. Αν και η επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο γίνεται όλο και πιο σημαντική, η επεξεργασία σε παρτίδες (batch processing) παραμένει το πιο κοινό προγραμματιστικό μοντέλο για επεξεργασία δεδομένων. Τα περισσότερα από τα συστήματα υιοθετούν το μοντέλο επεξεργασίας γραφημάτων ως προγραμματιστικό μοντέλο γιατί τα γραφήματα μπορούν να απεικονίσουν πιο σύνθετες εργασίες. Όλα τα συστήματα υποστηρίζουν ταυτόχρονη εκτέλεση για να επιταχύνουν τη ταχύτητα επεξεργασίας. Τα μοντέλα επεξεργασίας ροής χρησιμοποιούν τη μνήμη ως το μέσο αποθήκευσης δεδομένων για να επιτύχουν υψηλότερα ποσοστά πρόσβασης και επεξεργασίας ενώ τα μοντέλα επεξεργασίας παρτίδας χρησιμοποιούν ένα σύστημα αρχείων ή δίσκο για την αποθήκευση μαζικών δεδομένων και την υποστήριξη πολλαπλών επισκέψεων. Η αρχιτεκτονική αυτών των συστημάτων είναι συνήθως τύπου αφέντης – εργάτης (master-worker), (το S4 όμως υιοθετεί μια αποκεντρωμένη αρχιτεκτονική). Τέλος, η στρατηγική ανοχής στα σφάλματα είναι διαφορετική για τα διάφορα συστήματα. Για το Storm και το S4, όταν συμβαίνει αποτυχία κόμβου, οι διεργασίες του κόμβου που αποτυγχάνει μεταφέρονται σε κόμβους αναμονής. Τα συστήματα Pregel και GraphLab χρησιμοποιούν σημεία ελέγχου ως προσέγγιση στην ανοχή σφαλμάτων, τα οποία επικαλούνται κατά την έναρξη ορισμένων επαναλήψεων. Τα MapReduce και Dryad υποστηρίζουν ανοχή σφαλμάτων μόνο σε επίπεδο κόμβου [22].

Υπάρχουν επίσης προγραμματιστικά μοντέλα για περισσότερο εξειδικευμένες εργασίες όπως ο υπολογισμός στη μνήμη με ανοχή σφαλμάτων [181], ο σταδιακός υπολογισμός [182]-[185], η πολλαπλή ένωση δύο συνόλων [186], ο επαναληπτικός υπολογισμός [187],[188], και η απόφαση ελέγχου ροής που εξαρτάται από τα δεδομένα [189].

## **8. ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**

Η ανάλυση των δεδομένων, αποτελεί το τελευταίο στάδιο στην αλυσίδα ενός συστήματος Big data, στόχος του οποίου είναι να εξάγει χρήσιμα αποτελέσματα, να προτείνει συμπεράσματα και/ή να υποστηρίξει τη λήψη αποφάσεων.

## 8.1 ΣΚΟΠΟΣ ΚΑΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ

Η ανάλυση των δεδομένων ασχολείται με την πληροφορία που λαμβάνεται μέσω της παρατήρησης, των μετρήσεων ή των πειραμάτων σχετικά με ένα φαινόμενο ενδιαφέροντος. Ο σκοπός της ανάλυσης των δεδομένων είναι να εξάγει όσο περισσότερες πληροφορίες είναι δυνατόν, σχετικές με το αντικείμενο της μελέτης. Η φύση του αντικειμένου και του σκοπού μπορεί να ποικίλουν σε μεγάλο βαθμό. Ενδεικτικά, οι δυναμικοί σκοποί μπορεί να είναι: η προέκταση και η ερμηνεία των δεδομένων, ο καθορισμός του τρόπου χρησιμοποίησής τους, η πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων, η λήψη αποφάσεων. Λόγω της μεγάλης διαφοροποίησης και ποικιλότητας των στατιστικών δεδομένων, οι μέθοδοι της ανάλυσης και ο τρόπος εφαρμογής διαφέρουν σημαντικά. Η ταξινόμηση των δεδομένων εμπίπτει σε διάφορες κατηγορίες ανάλογα με τα διαφορετικά κριτήρια: ποιοτικά ή ποσοτικά σε σχέση με τις ιδιότητες της παρατήρησης (ή της μέτρησης), μονό-παραγοντικά ή πολύ-παραγοντικά ανάλογα με τον αριθμό των παραμέτρων κ.α. Επιπρόσθετα, έχουν γίνει προσπάθειες για τη σύνοψη των αλγορίθμων του συγκεκριμένου τομέα. Οι αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων έχουν κατηγοριοποιηθεί ως περιγραφικοί, προβλεπτικοί και επαληθευτικοί [190] και τομείς όπως η ανάλυση πολυμέσων έχουν αναλυθεί ως προς τις προσεγγίσεις που ακολουθούν [191] (π.χ. εξαγωγή χαρακτηριστικών, μετασχηματισμός, αναπαράσταση, στατιστική εξόρυξη δεδομένων). Μια αφαιρετική κατηγοριοποίηση της ανάλυσης των δεδομένων στα Big data τη διαχωρίζει σε *περιγραφική ανάλυση*, *προγνωστική ανάλυση* και *περιοριστική ανάλυση* [192].

*Περιγραφική ανάλυση:* Η περιγραφική ανάλυση εκμεταλλεύεται δεδομένα για να περιγράψει οτιδήποτε έχει συμβεί. Η παλινδρόμηση χρησιμεύει για να βρεθούν απλές τάσεις στα σύνολα δεδομένων, η οπτικοποίηση παρουσιάζει τα δεδομένα ώστε να γίνονται κατανοητά εύκολα και η μοντελοποίηση χρησιμεύει στη συλλογή, αποθήκευση και μείωση των δεδομένων. Η περιγραφική ανάλυση συνήθως σχετίζεται με επιχειρησιακά συστήματα πληροφοριών.

*Προγνωστική ανάλυση:* Η προγνωστική ανάλυση επικεντρώνεται στην πρόβλεψη μελλοντικών πιθανοτήτων και τάσεων. Η προγνωστική μοντελοποίηση χρησιμοποιεί στατιστικές τεχνικές (π.χ. γραμμική / λογιστική παλινδρόμηση) για την κατανόηση των τάσεων και την πρόβλεψη μελλοντικών αποτελεσμάτων. Η εξόρυξη δεδομένων εξάγει πρότυπα για την παροχή προβλέψεων.

*Περιοριστική ανάλυση:* Η περιοριστική ανάλυση ασχολείται με την αποτελεσματικότητα στη λήψη αποφάσεων. Η προσομοίωση χρησιμοποιείται στην ανάλυση πολύπλοκων συστημάτων, για την απόκτηση πληροφοριών σχετικά με τη συμπεριφορά του συστήματος καθώς και για τον εντοπισμό ζητημάτων. Οι τεχνικές βελτιστοποίησης επίσης χρησιμοποιούνται για να βρεθούν βέλτιστες λύσεις υπό δεδομένους περιορισμούς.

## **8.2 ΚΟΙΝΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΝΑΛΥΣΗΣ**

Αν και ο σκοπός και τα πεδία εφαρμογής διαφέρουν, κάποιες κοινές μέθοδοι είναι χρήσιμες για σχεδόν όλες τις μεθόδους ανάλυσης.

*Οπτικοποίηση δεδομένων:* Είναι στενά συνδεδεμένη με τη γραφική και την οπτικοποιημένη πληροφορία. Ο σκοπός της οπτικοποίησης των δεδομένων είναι να κοινοποιεί πληροφορίες με σαφήνεια και αποτελεσματικότητα μέσω γραφικών μέσων [189]. Τα διαγράμματα και οι χάρτες βοηθούν στην ευκολότερη και ταχύτερη κατανόηση της πληροφορίας. Με την αύξηση του όγκου των δεδομένων στο επίπεδο των Big data, τα παραδοσιακά υπολογιστικά φύλλα αδυνατούν να χειριστούν τον τεράστιο όγκο των δεδομένων. Η οπτικοποίηση στα Big data, μπορεί να βοηθήσει στο σχεδιασμό αλγορίθμων, στην ανάπτυξη λογισμικού και στην επαφή με τον πελάτη [22]. Εκτενής ανάλυση του πεδίου της οπτικοποίησης παρέχεται στις εργασίες [190],[191].

*Στατιστική ανάλυση:* Η στατιστική ανάλυση μπορεί να εξυπηρετήσει δύο σκοπούς για μεγάλα σύνολα δεδομένων: περιγραφή και εξαγωγή συμπερασμάτων. Η περιγραφική στατιστική ανάλυση μπορεί να συνοψίσει ή να περιγράψει μια συλλογή δεδομένων ενώ η επαγωγική στατιστική ανάλυση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με τη διαδικασία. Η πολυπαραγοντική στατιστική ανάλυση χρησιμοποιεί αναλυτικές μεθόδους όπως παλινδρόμηση (regression), παραγοντική ανάλυση (factor analysis), ομαδοποίηση (clustering) και διακριτική ανάλυση (discriminant analysis) [192] .

*Εξόρυξη δεδομένων:* Η εξόρυξη δεδομένων είναι η υπολογιστική διαδικασία της ανακάλυψης προτύπων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων στις περιοχές της τεχνητής νοημοσύνης, της μηχανικής μάθησης, της αναγνώρισης προτύπων, της στατιστικής και των βάσεων δεδομένων. Στο παγκόσμιο συνέδριο στην εξόρυξη δεδομένων της IEEE (ICDM) το

2006, αναγνωρίστηκαν οι δέκα πιο σημαντικοί αλγόριθμοι στην εξόρυξη δεδομένων, βάσει αυστηρής εκλογής [193]. Σε σειρά κατάταξης αυτοί οι αλγόριθμοι είναι οι *C4.5*, *k-means*, *SVM (Support Vector Machine)*, *a priori*, *EM (Expectation Maximization)*, *PageRank*, *AdaBoost*, *kNN*, *Naive Bayes* και *CART*. Οι αλγόριθμοι αυτοί καλύπτουν τα πεδία της ταξινόμησης, της ομαδοποίησης, της παλινδρόμησης, της στατιστικής μάθησης, της ανάλυσης συνδέσεων (*association analysis*) και της εξόρυξης συνδέσεων (*link mining*), τα οποία και είναι από τα περισσότερο σημαντικά πεδία στην έρευνα της εξόρυξης δεδομένων. Επιπλέον, άλλοι προηγμένοι αλγόριθμοι όπως τα νευρωνικά δίκτυα και οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι χρήσιμοι για εξόρυξη δεδομένων σε άλλου είδους εφαρμογές. Στη συνέχεια αναφέρονται αναλυτικότερα οι σημαντικότεροι αλγόριθμοι [193] στην εξόρυξη δεδομένων.

### 8.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΣΤΗΝ ΕΞΟΡΥΞΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

**Οι αλγόριθμοι C 4.5 και C 5.0:** Οι αλγόριθμοι C 4.5 και C 5.0 ανήκουν στους αλγόριθμους που βασίζονται σε δέντρα απόφασης. Για να οριστούν οι αλγόριθμοι C 4.5 και C 5.0 πρέπει να αναφερθεί αρχικά ο αλγόριθμος ID3 τον οποίο και οι παραπάνω αλγόριθμοι βελτιώνουν. Ο ID3 αλγόριθμος προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει τον αναμενόμενο αριθμό συγκρίσεων. Η βασική στρατηγική που εκτελείται από τον ID3 είναι η επιλογή γνωρισμάτων διάσπασης με το υψηλότερο κέρδος πληροφορίας πρώτα. Το ποσό πληροφορίας που συνδέεται με την τιμή ενός γνωρίσματος σχετίζεται με την πιθανότητα εμφάνισής του, και για τη μέτρηση της πληροφορίας χρησιμοποιείται η έννοια της εντροπίας. Ένας τυπικός ορισμός της εντροπίας είναι ο εξής:

Με δεδομένες τις πιθανότητες  $p_1, p_2, \dots, p_s$  όπου  $\sum_{i=1}^s p_i = 1$ , η εντροπία ορίζεται ως

$$H(p_1, p_2, \dots, p_s) = \sum_{i=1}^s (p_i \log(1/p_i))$$

Σε μια δεδομένη κατάσταση της βάσης δεδομένων  $D$ , το  $H(D)$  βρίσκει την εντροπία σε αυτή την κατάσταση και όταν αυτή η κατάσταση διασπάται σε  $s$  καινούριες καταστάσεις  $S = \{D_1, D_2, \dots, D_s\}$ , μπορεί να βρεθεί η εντροπία στις νέες αυτές καταστάσεις. Ο ID3 αλγόριθμος σε κάθε βήμα επιλέγει την κατάσταση εκείνη που διατάσσει περισσότερο τη διάσπαση, δηλαδή επιλέγει το γνώρισμα διάσπασης με το υψηλότερο κέρδος στην πληροφορία. Το κέρδος ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της πληροφορίας που είναι απαραίτητη για την επίτευξη μιας σωστής κατηγοριοποίησης πριν από τη διάσπαση και της πληροφορίας που χρειαζόμαστε μετά τη διάσπαση.

Για τον ID3, το κέρδος (gain) μιας συγκεκριμένης διάσπασης υπολογίζεται από τον τύπο που ακολουθεί:

$$\text{Gain (D, S)} = H(D) - \sum_{i=1}^s P(D_i) H(D_i)$$

Ο αλγόριθμος C 4.5 βελτιώνει τον ID3 με διάφορους τρόπους. Στον C 4.5 τα ελλιπή δεδομένα απλά αγνοούνται, που σημαίνει ότι το κέρδος υπολογίζεται προσμετρώντας μόνο εκείνες τις εγγραφές που έχουν κάποια τιμή για εκείνο το γνώρισμα. Ακόμη ο χειρισμός των συνεχών δεδομένων γίνεται με το χωρισμό τους σε διαστήματα με βάση τις τιμές των γνωρισμάτων για τα στοιχεία εκείνα που ανήκουν στο δείγμα εκπαίδευσης. Το κλάδεμα (pruning) πραγματοποιείται βάσει δύο στρατηγικών: την αντικατάσταση υποδένδρου (subtree replacement) και την ανύψωση υποδένδρου (subtree raising). Στην αντικατάσταση υποδένδρου, ένα υποδένδρο αντικαθίσταται από ένα φύλλο εάν αυτή η αντικατάσταση οδηγεί σε σφάλμα κοντά σε εκείνο του αρχικού δένδρου. Η αντικατάσταση υποδένδρου ξεκινά από το κάτω μέρος του δένδρου και ανεβαίνει προς τη ρίζα. Στην ανύψωση υποδένδρου, ένα υποδένδρο αντικαθίσταται με το πιο χρησιμοποιούμενο υποδένδρο του. Με αυτόν τον τρόπο ένα υποδένδρο ανυψώνεται από την τρέχουσα θέση του, σε κόμβο που βρίσκεται ψηλότερα στο δένδρο. Επιπλέον ο C4.5 χρησιμοποιεί κανόνες που δημιουργούνται από τα δένδρα απόφασης για να κατηγοριοποιήσει και τεχνικές για την απλούστευση των πολύπλοκων κανόνων. Ακόμη, μια βελτίωση που χρησιμοποιεί ο C4.5 έναντι του ID3 είναι ότι λαμβάνει υπόψη την πληθικότητα της κάθε διαίρεσης, όταν πρόκειται να προχωρήσει σε διάσπαση. Ο ID3 προτιμά γνωρίσματα με πολλές διαιρέσεις και αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή (overfitting). Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται το ποσοστό κέρδους (GainRatio) και όχι το κέρδος (Gain). Το ποσοστό κέρδους (GainRatio) ορίζεται ακολούθως:

$$\text{GainRatio (D, S)} = \frac{\text{Gain(D,S)}}{H\left(\frac{|D_1|}{|D|}, \dots, \frac{|D_s|}{|D|}\right)}$$

Για την πραγματοποίηση της διάσπασης ο αλγόριθμος C4.5 λαμβάνει υπόψη το μεγαλύτερο GainRatio το οποίο εξασφαλίζει κέρδος στην πληροφορία μεγαλύτερο από το μέσο όρο κέρδους και αυτό αντισταθμίζει την κλίση της τιμής του GainRatio στις διασπάσεις που το μέγεθος του ενός υποσυνόλου είναι κοντά σε εκείνο του αρχικού. Ο αλγόριθμος C 5.0 (στα Windows έχει το όνομα See 5) αποτελεί εμπορική έκδοση του C 4.5 και χρησιμοποιείται σε πακέτα λογισμικού εξόρυξης γνώσης όπως



το RuleQuest. Χρησιμοποιείται σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και διαφέρει από τον C 4.5 στην δημιουργία κανόνων για την κατασκευή των δέντρων απόφασης. Οι ακριβείς αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στον C 5.0 δεν αποκαλύπτονται από τους δημιουργούς του – αυτό δεν συμβαίνει στον C 4.5 . Αποτελέσματα συγκριτικής ανάλυσης [194] δείχνουν ότι η παραγωγή κανόνων με τον C 5.0 είναι πιο ακριβής, η βελτίωση στη χρήση μνήμης αγγίζει το 90% και η ταχύτητα εκτέλεσης είναι 5.7 με 240 φορές πιο γρήγορη από τον C 4.5. Τα παραπάνω επιτυγχάνονται με τη μέθοδο της ενίσχυσης ( boosting) που χρησιμοποιεί ο C 5.0 . Στη μέθοδο της ενίσχυσης συνδυάζονται διάφοροι κατηγοριοποιητές (classifiers). Με αυτόν τον τρόπο βελτιώνεται η ακρίβεια, το σφάλμα που προκύπτει είναι λιγότερο από το μισό εκείνου που βρέθηκε με τον C 4.5 σε ορισμένα σύνολα δεδομένων [194]. Η ενίσχυση δημιουργεί πολλαπλά σύνολα εκπαίδευσης από ένα αρχικό σύνολο εκπαίδευσης. Κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης αποκτά ένα βάρος που δείχνει την σημαντικότητα του στοιχείου αυτού στην κατηγοριοποίηση. Κάθε συνδυασμός βαρών δημιουργεί και έναν κατηγοριοποιητή, δηλαδή δημιουργούνται πολλαπλοί κατηγοριοποιητές. Όταν εκτελείται από τον αλγόριθμο η διαδικασία της κατηγοριοποίησης, δίνεται μια ψήφος σε κάθε κατηγοριοποιητή και με το πέρας της ψηφοφορίας η κατηγορία με τον μεγαλύτερο αριθμό ψήφων, εκχωρεί εντός της το συνδυασμό βαρών δηλαδή τα συγκεκριμένα στοιχεία του συνόλου. Η μέθοδος της ενίσχυσης ενδέχεται να μην λειτουργήσει όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν υπερβολικό θόρυβο.

**Ο αλγόριθμος K-MEANS:** Ο αλγόριθμος K-means είναι επαναληπτικός αλγόριθμος κατά την εκτέλεση του οποίου τα στοιχεία «μετακινούνται» μεταξύ διαφόρων συνόλων συστάδων έως ότου επιτευχθεί το επιθυμητό σύνολο συστάδων. Ο K-means μοιάζει στην εφαρμογή με αλγόριθμο τετραγωνικού σφάλματος χωρίς ωστόσο να είναι απαραίτητο το κριτήριο σύγκλισης να βασίζεται στο τετραγωνικό σφάλμα. Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου K-means αφενός επιτυγχάνει μεγάλο βαθμό ομοιότητας μεταξύ των στοιχείων της ίδιας συστάδας, αφετέρου επιτυγχάνει μεγάλη διαφορά μεταξύ των στοιχείων που ανήκουν σε διαφορετικές συστάδες. Ορίζεται ο μέσος της συστάδας (cluster mean)  $K_i = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}\}$  ως

$$m_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m t_{ij}$$

Ο K-means απαιτεί κάποιον ορισμό για την αριθμητική τιμή του μέσου κάθε συστάδας και ο παραπάνω ορισμός δεν είναι δεσμευτικός. Ο ορισμός που δόθηκε εδώ, ταυτίζει τον μέσο της συστάδας με το κέντρο βάρους. Το επιθυμητό πλήθος συστάδων θα δοθεί ως είσοδος στον αλγόριθμο και οι αρχικές τιμές για τους μέσους των συστάδων μπορεί να δοθούν είτε χρησιμοποιώντας τις τιμές των πρώτων  $k$  στοιχείων είτε τυχαία. Το κριτήριο σύγκλισης μπορεί να βασίζεται στο τετραγωνικό σφάλμα ή σε κάποιο άλλο μέτρο για παράδειγμα όταν δεν υπάρχει πλέον πλειάδα που να ανατίθεται σε διαφορετικές συστάδες ή ακόμη και τερματισμός του αλγορίθμου έπειτα από συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων. Ο K-means έχει πολυπλοκότητα  $O(tkn)$  όπου  $t$  το πλήθος των επαναλήψεων. Αρνητικά σημεία του K-means είναι ότι δεν δουλεύει με μη αριθμητικά δεδομένα, δεν χειρίζεται καλά τα ακραία σημεία, μπορεί να βρει τοπικό βέλτιστο αλλά να χάσει το ολικό βέλτιστο, δεν είναι αποδοτικός από άποψη χρόνου και δεν έχει καλή κλιμάκωση. Επιπλέον παράγει συστάδες κυρτού σχήματος. Βελτιώσεις που αφορούν τον K-means έχουν πραγματοποιηθεί όσον αφορά τα μη αριθμητικά δεδομένα με τον αλγόριθμο K-modes, να μπορεί να χειρίζεται μη αριθμητικά δεδομένα. Ο K-modes χρησιμοποιεί τις επικρατούσες τιμές (modes) αντί τους μέσους. Οι τυπικές τιμές για το  $K$  κυμαίνονται μεταξύ του 2 και του 10. Άλλοι αλγόριθμοι παραλλαγές του K-means επιλέγουν τις αρχικές συστάδες και τους μέσους, για την αύξηση της πιθανότητας εύρεσης του ολικού βέλτιστου. Σε άλλες παραλλαγές εξετάζεται η στατιστική διακύμανση (variance) της συστάδας, και τότε εάν είναι πολύ μεγάλη η συστάδα διασπάται ή εάν η απόσταση των κέντρων βάρους δύο συστάδων είναι μικρότερη ενός συγκεκριμένου κατωφλίου τότε γίνεται συγχώνευση των συστάδων. Τέλος, παρουσιάζεται ένας γενικός τύπος του αλγορίθμου.

**Αλγόριθμος K-means** (τροπ. από Margaret H. Dunham, “Data Mining Introductory and Advanced topics” [83])

*Είσοδος:*

$D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  // Σύνολο των στοιχείων

$k$  // Αριθμός επιθυμητών συστάδων

*Έξοδος:*

$K$  // Σύνολο των συστάδων

### **Αλγόριθμος K-means:**

Ανάθεσε αρχικές τιμές για τους μέσους  $m_1, m_2, \dots, m_k$ ,

Επανάλαβε

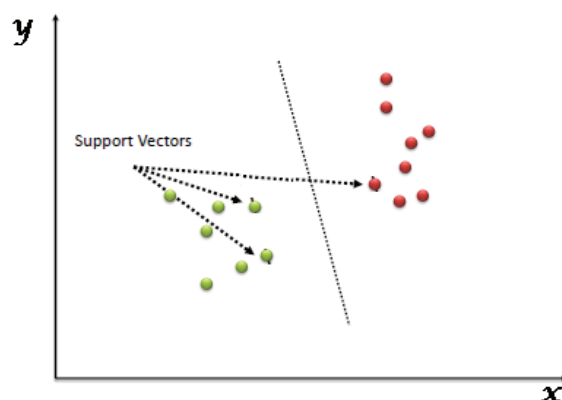
Ανάθεσε κάθε στοιχείο  $t_i$  στη συστάδα που έχει τον πιο κοντινό μέσο,

Υπολόγισε τον νέο μέσο για κάθε συστάδα,

Έως ότου να ικανοποιηθούν τα κριτήρια σύγκλισης,

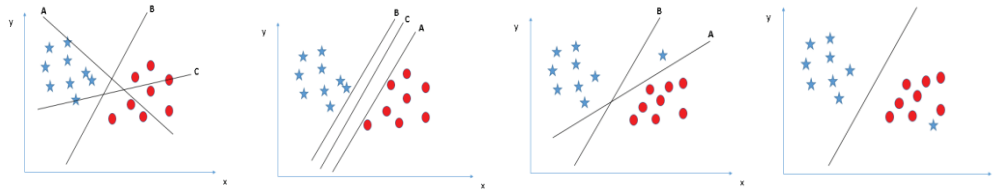
### **Ο αλγόριθμος Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης - Support Vector Machines**

**(SVM):** Ο αλγόριθμος SVM είναι ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για προβλήματα κατηγοριοποίησης όσο και προβλήματα παλινδρόμησης, ωστόσο χρησιμοποιείται συνήθως σε περιπτώσεις κατηγοριοποίησης. Σε αυτόν τον αλγόριθμο σχεδιάζεται κάθε στοιχείο δεδομένων ως σημείο σε ένα  $n$ -διάστατο χώρο ( $n$  είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών που έχουμε) και η τιμή κάθε χαρακτηριστικού είναι η τιμή μιας συγκεκριμένης συντεταγμένης. Στη συνέχεια πραγματοποιείται κατηγοριοποίηση βρίσκοντας το υπέρ-επίπεδο που διαχωρίζει τις δύο κλάσεις πολύ καλά. Τα διανύσματα υποστήριξης (Support vectors) είναι οι συντεταγμένες μιας μοναδικής παρατήρησης. Το SVM είναι ένα όριο που διαχωρίζει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο τις δύο κλάσεις, και μπορεί να είναι υπέρ-επίπεδο ή γραμμή (σχήμα 3).



**Σχήμα 3.** Διαχωρισμός των δύο κλάσεων από ένα υπέρ-επίπεδο. Διακρίνονται τα διανύσματα υποστήριξης που είναι οι συντεταγμένες μιας μοναδικής παρατήρησης.

Για την επιλογή του σωστού υπέρ-επίπεδου υπάρχει ένας άτυπος κανόνας που συνιστά την επιλογή εκείνου του υπέρ-επιπέδου που διαχωρίζει καλύτερα τις δύο κλάσεις. Στη συνέχεια διακρίνονται διάφορες περιπτώσεις επιλογής υπέρ-επίπεδου.



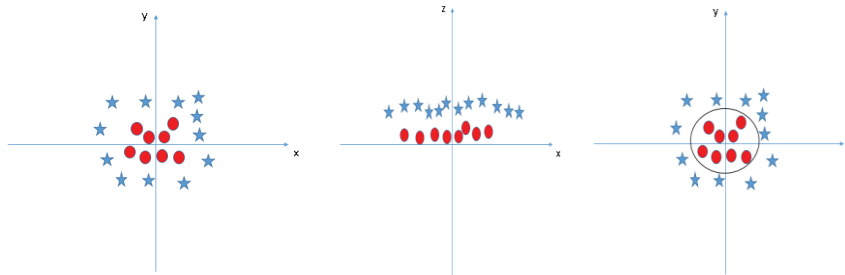
Σχήμα4. 4a.

4 b

4c

4d.

Στο σχήμα 4a. το σωστό υπέρ – επίπεδο είναι το B , στο 4b. παρόλο που και τα τρία υπέρ – επίπεδα διαχωρίζουν τις δύο κλάσεις, το ενδιάμεσο C διατηρεί μεγαλύτερες αποστάσεις από τις δύο κλάσεις και επιλέγεται για τη στιβαρότητα που επιδεικνύει, στο 4c. θα επιλεγεί το υπέρ-επίπεδο A και στο σχήμα 4d. το αστέρι που εμφανίζεται στη μεριά των κύκλων αγνοείται από τον SVM σαν αποκλίνουσα τιμή και επιλέγεται το υπέρ-επίπεδο με το μεγαλύτερο περιθώριο (margin). Ο SVM αλγόριθμος είναι ανθεκτικός στις αποκλίνουσες τιμές. Υπάρχουν και περιπτώσεις όμως που δεν είναι δυνατός ο διαχωρισμός των κλάσεων με ένα γραμμικό υπέρ-επίπεδο όπως στην εικόνα που ακολουθεί.



Σχήμα5.

5a

5 b

5 c

Σχήμα 5. Σχήμα 5a. μη γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις. Σχήμα 5b. εισαγωγή επιπρόσθετου χαρακτηριστικού  $z = x^2 + y^2$  (τώρα άξονες X-Z) Σχήμα 5c. “Kernell” τρικ τεχνική διαχωρισμού.

Εδώ δεν μπορεί να υπάρξει γραμμικός διαχωρισμός των δύο κλάσεων και θα εισάγουμε ένα επιπρόσθετο χαρακτηριστικό το  $z = x^2 + y^2$  και τώρα οι δύο κλάσεις είναι διαχωρίσιμες γραμμικά στο σύστημα αξόνων (X-Z), (σχήμα 5b.), σε αυτήν την περίπτωση όλες οι τιμές του z είναι θετικές ως άθροισμα τετραγώνων. Ωστόσο δεν

είναι απαραίτητη η εισαγωγή του επιπρόσθετου χαρακτηριστικού για το διαχωρισμό των δύο κλάσεων. Ο SVM χρησιμοποιεί μια τεχνική που ονομάζεται kernel trick, για αυτόν τον διαχωρισμό. Η τεχνική αυτή αποτελείται από μια οικογένεια συναρτήσεων που παίρνουν ένα χώρο δεδομένων εισόδου χαμηλής διάστασης και τον μετασχηματίζουν σε ένα χώρο υψηλής διάστασης, μετατρέποντας έτσι ένα μη διαχωρίσιμο πρόβλημα σε διαχωρίσιμο, αυτές οι συναρτήσεις ονομάζονται πυρήνες (kernels). Αυτή η τεχνική χρησιμεύει σε προβλήματα μη γραμμικού διαχωρισμού (σχήμα 5c.). Τα πλεονεκτήματα του SVM συνοψίζονται στο ότι λειτουργεί καλά με σαφές περιθώριο (margin) διαχωρισμού, είναι αποτελεσματικός σε χώρους μεγάλων διαστάσεων, είναι αποτελεσματικός σε περιπτώσεις όπου ο αριθμός των διαστάσεων είναι μεγαλύτερος από τον αριθμό των δειγμάτων, χρησιμοποιεί ένα υποσύνολο σημείων εκπαίδευσης στη συνάρτηση απόφασης (ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης-support vectors), επομένως είναι αποδοτικός όσον αφορά τη χρήση της μνήμης. Στα αρνητικά μπορεί να συμπεριληφθούν το ότι δεν λειτουργεί τόσο ικανοποιητικά στα μεγάλα σύνολα δεδομένων, γιατί απαιτεί περισσότερο χρόνο εκπαίδευσης. Δεν λειτουργεί ικανοποιητικά επίσης όταν το σύνολο δεδομένων εμπεριέχει αρκετό θόρυβο, π.χ. όταν οι κατηγορίες στόχοι αλληλεπικαλύπτονται. Τέλος, ο SVM δεν παρέχει απευθείας εκτιμήσεις πιθανότητας.

**Ο αλγόριθμος A PRIORI:** Ο αλγόριθμος Apriori είναι ο πιο γνωστός αλγόριθμος για την εύρεση κανόνων συσχέτισης και χρησιμοποιείται στα περισσότερα εμπορικά προϊόντα. Χρησιμοποιεί την ιδιότητα συχνών στοιχειοσυνόλων: «Οποιοδήποτε υποσύνολο ενός συχνού στοιχειοσυνόλου πρέπει να είναι συχνό». Τα συχνά στοιχειοσύνολα ονομάζονται επίσης και *κλειστά προς τα κάτω* επειδή εάν ένα στοιχειοσύνολο ικανοποιεί τις απαιτήσεις της ελάχιστης υποστήριξης, το ίδιο συμβαίνει και για όλα τα υποσύνολά του. Εάν γνωρίζουμε ότι ένα στοιχειοσύνολο δεν είναι συχνό, δεν χρειάζεται να δημιουργήσουμε κανένα υπερσύνολο του, σαν υποψήφιο, επειδή και αυτό αποκλείεται να είναι συχνό. Στο σχήμα 6a υπάρχουν τέσσερα στοιχεία {A, B, C, D}. Οι γραμμές αναπαριστούν τη σχέση υποσυνόλου και η ιδιότητα ενός συχνού στοιχειοσυνόλου καθορίζει ότι οποιοδήποτε σύνολο στο μονοπάτι επάνω από ένα στοιχειοσύνολο πρέπει να είναι συχνό εάν το στοιχειοσύνολο αυτό είναι συχνό. Τα μη κενά υποσύνολα του {A, C, D} στο σχήμα 6b είναι τα {A, C, D, AC, AD, CD}. Εάν τώρα το ACD είναι συχνό το ίδιο πρέπει να ισχύει και για όλα τα υποσύνολά του, εάν κάποιο από αυτά δεν είναι συχνό, τότε ούτε

και το ACD είναι συχνό. Ο αλγόριθμος Apriori δημιουργεί υποψήφια στοιχειοσύνολα συγκεκριμένου μεγέθους, και σαρώνει τη βάση δεδομένων με σκοπό να ανακαλύψει αν αυτά τα στοιχειοσύνολα είναι συχνά. Κατά το  $k$  πέρασμα καταμετρούνται τα υποψήφια στοιχειοσύνολα μεγέθους  $k$ ,  $C_k$ . Για τη συνέχεια μόνο εκείνα που είναι συχνά χρησιμοποιούνται για να δημιουργηθούν τα υποψήφια στοιχειοσύνολα της επόμενης σάρωσης της βάσης δεδομένων. Ένα στοιχειοσύνολο για να θεωρηθεί υποψήφιο πρέπει όλα τα υποσύνολά του να είναι συχνά. Για τη δημιουργία υποψήφιων στοιχειοσυνόλων μεγέθους  $k + 1$ , πραγματοποιείται συνένωση συχνών στοιχειοσυνόλων από το προηγούμενο πέρασμα. Ο αλγόριθμος Apriori προϋποθέτει ότι η βάση δεδομένων βρίσκεται στη μνήμη. Ο μέγιστος αριθμός περασμάτων στη βάση δεδομένων είναι κατά ένα μεγαλύτερος από το πλήθος του μεγαλύτερου συχνού συνόλου. Παρουσιάζεται ο αλγόριθμος Apriori με την προσθήκη ενός βοηθητικού αλγόριθμου του Apriori – Gen που παρουσιάζεται και αυτός στο τέλος.

**Αλγόριθμος Apriori**, (τροπ. από Margaret H. Dunham, “Data Mining Introductory and Advanced topics”, [83])

Είσοδος:

I // Στοιχειοσύνολα

D // Βάση δεδομένων των συναλλαγών

s // Υποστήριξη

Έξοδος:

L // Μεγάλα στοιχειοσύνολα

**Αλγόριθμος Apriori:**

$k = 0$ ; // Το  $k$  χρησιμοποιείται ως αριθμός σάρωσης.

$L = \emptyset$ ;

$C_1 = I$ ; // Αρχικοί υποψήφιοι ορίζονται τα στοιχεία.

Επανάλαβε:

$k = k + 1$ ;

$L_k = \emptyset$ ;

Για κάθε  $I_i \in C_k$  κάνε

$c_i = 0$ ; // Οι αρχικές μετρήσεις για κάθε στοιχειοσύνολο είναι 0.

Για κάθε  $t_j \in D$  κάνε

Για κάθε  $I_i \in C_k$  κάνε

Εάν  $I_i \in t_j$  τότε

$c_i = c_i + 1$ ;

Για κάθε  $I_i \in C_k$  κάνε

Εάν  $c_i \geq (s \times |D|)$  κάνε

$L_k = L_k \cup I_i$ ;

$L = L \cup L_k$ ;

$C_{k+1} = \text{Apriori-Gen}(L_k)$

Έως ότου  $C_{k+1} = \emptyset$ ;

και ο αλγόριθμος Apriori-Gen παρουσιάζεται στη συνέχεια:

**Αλγόριθμος Apriori – Gen**, (τροπ. από Margaret H. Dunham, “Data Mining Introductory and Advanced topics”, [83])

Είσοδος:

$L_{i-1}$  // Μεγάλα στοιχειοσύνολα μεγέθους  $i - 1$

Έξοδος:

$C_i$  // Υποψήφια στοιχειοσύνολα μεγέθους  $i$

**Αλγόριθμος Apriori – Gen:**

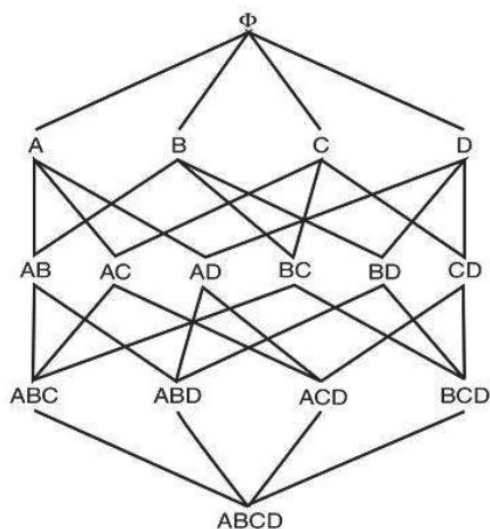
$C_i = \emptyset$ ;

Για κάθε  $I \in L_{i-1}$  κάνε

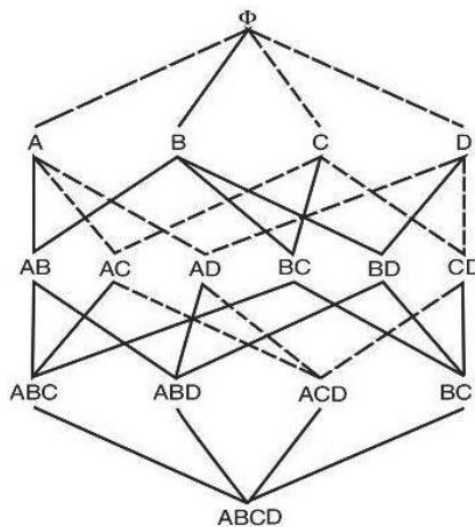
Για κάθε  $J \neq I \in L_{i-1}$  κάνε

Εάν  $i - 2$  από τα στοιχεία στο  $I$  και  $J$  είναι ίσα τότε

$C_k = C_k \cup \{I \cup J\}$ ;



**Σχήμα 6.** 6a. Δικτυωτό πλέγμα στοιχειοσυνόλων για το  $\{A, B, C, D\}$ .



6b. Υποσύνολα του  $\{A, C, D\}$

**Ο αλγόριθμος Μεγιστοποίησης Προσδοκίας EM (EXPECTATION MAXIMIZATION):**  
 Ο αλγόριθμος προσδοκίας – μεγιστοποίησης (expectation-maximization – EM) αποτελεί μια προσέγγιση που λύνει το πρόβλημα της εκτίμησης, όταν τα δεδομένα είναι ημιτελή. Ο EM αλγόριθμος βρίσκει μια εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood estimate – MLE) για μια παράμετρο (για παράδειγμα τον μέσο) χρησιμοποιώντας μια διαδικασία δύο βημάτων: εκτίμηση και μεγιστοποίηση. Η πιθανοφάνεια ορίζεται ως μια τιμή ανάλογη προς τη πραγματική πιθανότητα που δηλώνει ότι με μια συγκεκριμένη κατανομή υπάρχει ένα δεδομένο παράδειγμα. Με αυτόν τον τρόπο το δείγμα δίνει μια εκτίμηση της παραμέτρου από την κατανομή. Όσο υψηλότερη είναι η τιμή της πιθανοφάνειας τόσο πιθανότερο είναι η συγκεκριμένη κατανομή να δώσει τα αποτελέσματα που παρατηρούνται. Στον EM αλγόριθμο λαμβάνεται ένα αρχικό σύνολο με εκτιμήσεις των παραμέτρων. Ο αλγόριθμος στη συνέχεια υπολογίζει μια τιμή για τα ελλιπή δεδομένα, χρησιμοποιώντας ως είσοδο τις εκτιμήσεις αυτές και τα δεδομένα εκπαίδευσης. Τα δεδομένα αυτά, μαζί με τη νέα τιμή που έχει προστεθεί, χρησιμοποιούνται μετά για να καθορίσουν μια εκτίμηση για το μέσο, η οποία μεγιστοποιεί τη πιθανοφάνεια. Τα βήματα αυτά επαναλαμβάνονται έως ότου οι διαδοχικές εκτιμήσεις παραμέτρων να συγκλίνουν. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε προσέγγιση για να βρει τις αρχικές εκτιμήσεις παραμέτρων.



Αν  $X_{\text{παρατηρούμενες}} = \{x_1, \dots, x_k\}$  και  $X_{\text{τιμές\_που\_λείπουν}} = \{x_{k+1}, \dots, x_n\}$  και ολόκληρη η βάση δεδομένων είναι η ένωση των δύο παραπάνω δηλαδή  $X = X_{\text{παρατηρούμενες}} \cup X_{\text{τιμές\_που\_λείπουν}}$  και τέλος οι παράμετροι που πρέπει να εκτιμηθούν είναι  $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_p\}$  τότε η συνάρτηση πιθανοφάνειας ορίζεται ως

$$L(\Theta|X) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \Theta)$$

Αναζητείται το  $\Theta$  που μεγιστοποιεί την  $L$ . Η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας (MLE) του  $\Theta$  είναι οι εκτιμήσεις που ικανοποιούν την εξίσωση  $\frac{\partial \ln L(\Theta|X)}{\partial \theta_i} = 0$

Το μέρος της προσδοκίας ( expectation) εκτιμά τις ελλιπείς τιμές, χρησιμοποιώντας τρέχουσες εκτιμήσεις για το  $\Theta$ . Αυτό είναι δυνατό να γίνει στο πρώτο βήμα, βρίσκοντας ένα σταθμισμένο μέσο όρο των δεδομένων που έχουν παρατηρηθεί. Το βήμα της μεγιστοποίησης (maximization) βρίσκει τις καινούριες εκτιμήσεις για τις παραμέτρους  $\Theta$ , οι οποίες μεγιστοποιούν την πιθανοφάνεια χρησιμοποιώντας τις εκτιμήσεις των ελλιπών δεδομένων. Παρουσιάζεται η βασική μορφή του αλγορίθμου προσδοκίας – μεγιστοποίησης.

**Αλγόριθμος Προσδοκίας – Μεγιστοποίησης ( Expectation – Maximization –EM )**, (τροπ. από Margaret H. Dunham, “Data Mining Introductory and Advanced topics”, [83])

Είσοδος:

$\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_p\}$  // Παράμετροι που θέλουμε να εκτιμήσουμε

$X_{\text{παρατηρούμενες}} = \{x_1, \dots, x_k\}$  // Παρατηρούμενες τιμές εισόδου της βάσης δεδομένων

$X_{\text{τιμές\_που\_λείπουν}} = \{x_{k+1}, \dots, x_n\}$  // Τιμές που λείπουν από τη βάση δεδομένων

Έξοδος:

$\hat{\Theta}$  // Εκτιμήσεις για το  $\Theta$

**EM αλγόριθμος:**

$i = 0$ ;

Λάβε την αρχική εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας (MLE) παραμέτρων,  $\hat{\Theta}^i$ ;

Επανάλαβε

Εκτίμησε ελλιπή δεδομένα,  $\hat{X}^i$  τιμές\_που\_λείπουν;

$i++$

Λάβε την επόμενη εκτίμηση παραμέτρων  $\hat{\theta}^i$  για να μεγιστοποιήσεις την πιθανοφάνεια;

Έως ότου η εκτίμηση συγκλίνει;

**Ο αλγόριθμος PAGE RANK:** Ο αλγόριθμος PageRank σχεδιάστηκε για την αύξηση της αποτελεσματικότητας των μηχανών αναζήτησης και τη βελτίωση της αποδοτικότητάς τους [195]. Ο PageRank μετράει πόσο σημαντική είναι μια σελίδα και δίνει προτεραιότητα σε ιστοσελίδες έναντι άλλων, σε περιβάλλον μιας μηχανής αναζήτησης που χρησιμοποιεί λέξεις-κλειδιά. Δίνεται μια τιμή PageRank για κάθε σελίδα που υπολογίζεται βάσει του αριθμού των σελίδων που δείχνουν σε αυτήν. Η τιμή αυτή βασίζεται στον αριθμό των οπισθοσυνδέσμων (backlinks) προς μια σελίδα. Ο οπισθοσύνδεσμος είναι ένας σύνδεσμος που δείχνει σε μια ιστοσελίδα αλλά όχι έξω από αυτήν. Η τιμή αυτή δεν μετρά απλά τον αριθμό των οπισθοσυνδέσμων αλλά είναι μια σταθμισμένη τιμή, με σκοπό να δίνεται μεγαλύτερη αξία σε εκείνους τους οπισθοσυνδέσμους που προέρχονται από σημαντικές σελίδες. Με δεδομένη μια σελίδα  $p$ , το σύνολο των ιστοσελίδων που δείχνουν προς τη  $p$  ονομάζεται  $B_p$  και το σύνολο των συνδέσμων που δείχνουν έξω από την  $p$  ονομάζεται  $F_p$ . Η τιμή PageRank για την ιστοσελίδα  $p$  ορίζεται [195]:

$$PR(p) = c \sum_{q \in B_p} \frac{PR(q)}{N_q}$$

Η σταθερά  $c$  είναι μεταξύ του 0 και του 1 και χρησιμεύει για κανονικοποίηση και  $N_q = |F_q|$ . Στον υπολογισμό της τιμής PageRank προκύπτει κάποιες φορές η εμφάνιση κυκλικής αναφοράς (όταν η ιστοσελίδα  $Z$  δείχνει στη  $Y$  και η  $Y$  δείχνει στην  $Z$ ) και τότε η τιμή PR για αυτές τις ιστοσελίδες αυξάνει. Η κατάσταση αυτή ονομάζεται καταβύθιση κατάταξης (rank sink) και για την υπέρβασή της προστίθεται ένας επιπλέον όρος στον παραπάνω τύπο:

$$PR_{rs}(p) = c \sum_{q \in B_p} \frac{PR(q)}{N_q} + cE(v)$$

Το  $c$  στον τελευταίο τύπο λαμβάνει τη μέγιστη τιμή και το  $E(v)$  είναι ένα διάνυσμα που προσθέτει ένα τεχνητό σύνδεσμο. Η κίνηση αυτή αναπαριστά έναν τυχαίο επισκέπτη που περιοδικά αποφασίζει να σταματά να ακολουθεί συνδέσμους και μεταβαίνει σε μια διαφορετική ιστοσελίδα. Το  $E(v)$  προσθέτει συνδέσμους μικρής

πιθανότητας μεταξύ κάθε ζεύγους κόμβων. Ο PageRank δεν μετρά όλους τους συνδέσμους με τον ίδιο τρόπο.

**Ο αλγόριθμος AdaBoost:** Ο αλγόριθμος AdaBoost σχετίζεται στενά με την έννοια της ενίσχυσης (boosting). Η έννοια της ενίσχυσης (boosting) ταξινομητών αποτελεί μια γενική προσέγγιση για τη βελτίωση της απόδοσης ενός ταξινομητή και είναι μια από τις πιο ισχυρές τεχνικές μηχανικής μάθησης. Η ενίσχυση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να μειωθεί σημαντικά το σφάλμα ενός ασθενή ταξινομητή (weak classifier), για τον οποίο η μόνη απαίτηση είναι να έχει σταθερό σφάλμα λίγο μικρότερο από την τυχαία πρόγνωση. Μια επαναληπτική διαδικασία, σε κάθε επανάληψη της οποίας χρησιμοποιείται ο ασθενής ταξινομητής ως ταξινομητής βάσης, εφαρμόζεται σε διαφορετικό υποσύνολο του συνόλου εκπαίδευσης, σύμφωνα με μια κατανομή που υπολογίζεται επαναληπτικά. Σε κάθε γύρο της επανάληψης, η σταθμισμένη κατανομή που υπολογίζεται δίνει έμφαση στα δείγματα που είναι πιο δύσκολο να ταξινομηθούν, επομένως ο ασθενής ταξινομητής αναγκάζεται να παράγει μοντέλα που κάνουν λιγότερα σφάλματα σε αυτά. Ο τελικός ταξινομητής προκύπτει ως γραμμικός συνδυασμός των εξόδων των ασθενών ταξινομητών. Αποδεικνύεται ότι για ένα μεγάλο πλήθος επαναλήψεων, το σφάλμα ταξινόμησης του τελικού συνδυασμού των ταξινομητών, στο σύνολο εκπαίδευσης, μπορεί να γίνει αυθαίρετα μικρό. Έτσι με τη χρήση ενός ασθενή ταξινομητή ως βάση, μπορεί να υπάρξει ένα πολύ χαμηλό σφάλμα εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος δηλαδή, προσαρμόζεται ώστε οι επόμενοι ασθενείς ταξινομητές να επικεντρώνονται στα δείγματα που δεν ταξινομήθηκαν σωστά από τους προηγούμενους [196]. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο αλγόριθμος Adaboost στη βασική μορφή για πρόβλημα ταξινόμησης δύο κλάσεων.

**Αλγόριθμος Adaboost:** (αναπαραγωγή από: Σ.Ι.Ιωαννίδης, διπλωματική εργασία: «Φασματική και χωρική ταξινόμηση υπερφασματικών απεικονίσεων με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης», ΑΠΘ, 2015, [196]).

Δεδομένα:  $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$  όπου  $x_i \in X$  και  $y_i \in \{-1, 1\}$

Αρχικοποίηση:  $D_1(i) = 1/m$  για κάθε  $i = 1, \dots, m$

Για  $t = 1, \dots, T$ :

1. Εκπαίδευσε τον ασθενή ταξινομητή χρησιμοποιώντας την κατανομή  $D_t$
2. Επέστρεψε την ασθενή υπόθεση  $h_t: X \rightarrow \{-1, 1\}$
3. Υπολόγισε το σφάλμα της υπόθεσης  $h_t$ :

$$\epsilon_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) [y_i \neq h_t(x_i)]$$

4. Υπολόγισε:

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t}$$

5. Ενημέρωσε την κατανομή των βαρών  $D_t$  για κάθε  $i=1, \dots, m$ :

$$D_{t+1(i)} = \frac{D_{t(i)} \exp(-\alpha_i y_i h_i(x_i))}{Z_t}$$

όπου  $Z_t$  μια παράμετρος κανονικοποίησης επιλεγμένη ώστε το  $D_{t+1}$  να είναι κατανομή.

Επέστρεψε την τελική υπόθεση:

$$H(x) = \text{sign} \left( \sum_{t=1}^T a_t h_t(x) \right)$$

Ως είσοδο στον αλγόριθμο θεωρούμε ότι έχουμε  $m$  δείγματα εκπαίδευσης  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$  όπου τα  $x_i$  είναι διανύσματα στο χώρο των χαρακτηριστικών  $X$  και οι ετικέτες τους παίρνουν τιμές στο σύνολο  $y_i \in \{-1, 1\}$ . Σε κάθε γύρο της επανάληψης  $t=1, \dots, T$ , υπολογίζεται μια κατανομή  $D_t$  επί των δειγμάτων και ο ασθενής ταξινομητής εκπαιδεύεται στα δεδομένα και στη συνέχεια δοκιμάζεται σε αυτά ώστε να επιστραφεί η αδύναμη υπόθεση  $h_t : X \rightarrow \{-1, 1\}$  η οποία είναι το αποτέλεσμα της ταξινόμησης των δειγμάτων εκπαίδευσης από τον ασθενή ταξινομητή. Στόχος του ασθενούς ταξινομητή είναι να βρει μια υπόθεση  $h_t$  με το μικρότερο δυνατό σφάλμα  $\varepsilon_t$  σε σχέση με την κατανομή  $D_t$ . Η τελική υπόθεση είναι το πρόσημο του γραμμικού συνδυασμού των ασθενών υποθέσεων, δηλαδή:

$$f(x) = \text{sign}(F(x)) = \text{sign} \left( \sum_{t=1}^T a_t h_t(x) \right)$$

Ο τύπος αυτός αποτελεί μια σταθμισμένη πλειοψηφική ψήφο των ασθενών υποθέσεων, κάθε μια από τις οποίες έχει βάρος  $a_t$ . Όσο το σφάλμα του ασθενούς ταξινομητή ελαττώνεται, η τιμή της παραμέτρου  $a_t$  αυξάνεται. Αυτό σημαίνει ότι οι ταξινομητές με το μικρότερο σφάλμα στο σύνολο εκπαίδευσης έχουν τη μεγαλύτερη βαρύτητα για την διαμόρφωση της τελικής υπόθεσης.

Η τροποποίηση του συνόλου εκπαίδευσης, επιτυγχάνεται μέσω των βαρών  $D_t(i)$  για κάθε δείγμα εκπαίδευσης. Αρχικά όλα τα βάρη παίρνουν την τιμή  $D_1(i) = 1/m$  ώστε τα δείγματα εκπαίδευσης να έχουν ίδια βαρύτητα και ο ταξινομητής να τα αντιμετωπίζει ισότιμα. Σε κάθε διαδοχική επανάληψη, τα βάρη αλλάζουν και ο

ασθενής ταξινομητής εφαρμόζεται στα δεδομένα λαμβάνοντας υπόψη τις νέες τιμές των βαρών. Στο γύρο  $r$  τα βάρη των δειγμάτων που ταξινομήθηκαν εσφαλμένα στο γύρο  $r-1$  αυξάνονται ενώ τα βάρη των δειγμάτων που ταξινομήθηκαν σωστά μειώνονται. Με την παρέλευση των επαναλήψεων τα δείγματα που είναι δύσκολο να ταξινομηθούν σωστά, αποκτούν ολοένα και μεγαλύτερη βαρύτητα. Έτσι, κάθε ασθενής ταξινομητής αναγκάζεται να επικεντρωθεί στα «δύσκολα» δείγματα. Ο AdaBoost είναι ιδιαίτερα διαδεδομένος. Στα πλεονεκτήματά του συγκαταλέγονται ότι είναι απλός στην υλοποίηση και γρήγορος από υπολογιστική άποψη (η μοναδική παράμετρος που πρέπει να καθοριστεί είναι ο αριθμός των επαναλήψεων  $T$ ), δεν απαιτεί εκ των προτέρων γνώση του ασθενούς ταξινομητή και άρα μπορεί να εφαρμοστεί με οποιοδήποτε αλγόριθμο ταξινόμησης, δεν είναι επιρρεπής σε overfitting και μπορεί να εντοπίζει ακραίες τιμές αφού επικεντρώνεται σε δείγματα που ταξινομούνται δυσκολότερα [196]. Ως βασικό μειονέκτημα του AdaBoost, μπορούμε να αναφέρουμε το ότι είναι ευαίσθητος σε θόρυβο και εξωκείμενες τιμές (outliers). Αυτό συμβαίνει διότι ο αλγόριθμος δίνει βαρύτητα σε δείγματα που ταξινομούνται λάθος και επομένως όταν τα δεδομένα περιέχουν θόρυβο, η ακρίβεια του αλγορίθμου δεν είναι καλή.

**Ο αλγόριθμος πλησιέστερου γείτονα  $kNN$  (  $k$  Nearest Neighbor):** Ο αλγόριθμος  $k$  πλησιέστερου γείτονα (  $k$  Nearest Neighbor) είναι ένας αλγόριθμος που βασίζεται στη χρήση μέτρων βασισμένων στην απόσταση. Εδώ το σύνολο εκπαίδευσης δεν περιλαμβάνει μόνο τα δεδομένα αλλά και την επιθυμητή κατηγοριοποίηση για κάθε στοιχείο, έτσι τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούν το μοντέλο για την κατηγοριοποίηση ενός νέου στοιχείου και πρέπει να καθοριστεί η απόστασή του από κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης. Στη συνέχεια λαμβάνονται υπόψη μόνο οι  $k$  κοντινότερες εκχωρήσεις του συνόλου εκπαίδευσης. Τα στοιχεία συγχωνεύονται επαναληπτικά στις πλησιέστερες μεταξύ των συστάδων που υπάρχουν σε κάθε επανάληψη. Το νέο στοιχείο τοποθετείται στην κατηγορία που περιέχει τα περισσότερα στοιχεία από το σύνολο των  $K$  πλησιέστερων γειτόνων. Χρησιμοποιείται ένα κατώφλι  $t$ , για να καθορίσει αν τα στοιχεία θα προστεθούν σε κάποια από τις υπάρχουσες συστάδες ή θα δημιουργηθεί κάποια νέα συστάδα. Η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου  $kNN$  εξαρτάται από το πλήθος των στοιχείων. Κάθε στοιχείο πρέπει να συγκριθεί σε κάθε επανάληψη, με όλα τα στοιχεία που βρίσκονται στις ήδη δημιουργημένες συστάδες. Η χειρότερη περίπτωση για αυτό είναι  $n$ , και η

πολυπλοκότητα τότε είναι  $O(n^2)$  και επειδή εξετάζονται οι αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων είναι και η πολυπλοκότητα χώρου  $O(n^2)$ . Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο βασικός k-NN αλγόριθμος. Αν υπάρχουν q στοιχεία στα δεδομένα εκπαίδευσης τότε το πρόβλημα είναι  $O(q)$ , αφού για την κατηγοριοποίηση πρέπει να πραγματοποιηθεί σύγκριση με κάθε στοιχείο από τα δεδομένα εκπαίδευσης και εάν τα στοιχεία που πρέπει να κατηγοριοποιηθούν είναι n τότε το πρόβλημα είναι  $O(nq)$ . Ο αλγόριθμος kNN είναι υπερβολικά ευαίσθητος στην τιμή του k, εμπειρικά [197] πρέπει να ισχύει:  $k \leq \sqrt{\text{αριθμός στοιχείων εκπαίδευσης}}$ .

**Αλγόριθμος k Πλησιέστερων Γειτόνων ( k Nearest Neighbor )**, (τροπ. από Margaret H. Dunham, “Data Mining Introductory and Advanced topics”, [83])

Είσοδος:

T // Δεδομένα εκπαίδευσης  
 K // Αριθμός των γειτόνων  
 t // Πλειάδα εισόδου για κατηγοριοποίηση

Έξοδος:

c // Κλάση στην οποία κατοχυρώνεται το t  
 kNN αλγόριθμος: // Αλγόριθμος κατοχύρωσης πλειάδας με χρήση του  
 // πλησιέστερου γείτονα

$N = \emptyset$ ;

// Βρες το σύνολο των γειτόνων N για το t

Για κάθε  $d \in T$  κάνε

Εάν  $|N| \leq K$ , τότε

$N = N \cup \{d\}$ ;

Αλλιώς

Εάν  $\exists u \in N$  τέτοιο ώστε ομοιότητα (t, u)  $\leq$  ομοιότητα (t, d), τότε

Ξεκίνα

$N = N - \{u\}$ ;

$N = N - \{d\}$ ;

Τέλος

// Βρες κλάση για κατηγοριοποίηση

$c = H$  κλάση στην οποία κατηγοριοποιούνται τα περισσότερα  $u \in N$ ,

**Ο αλγόριθμος Naïve Bayes:** Ο αλγόριθμος Naïve Bayes είναι μια τεχνική ταξινόμησης που βασίζεται στο θεώρημα Bayes και στην παραδοχή ότι υπάρχει ανεξαρτησία μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών (προγνωστών). Ένας ταξινομητής Bayes υποθέτει πως η παρουσία ενός συγκεκριμένου χαρακτηριστικού σε μια κλάση δεν σχετίζεται με την παρουσία οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού. Ο Naïve Bayes είναι εύκολο να κατασκευαστεί και ιδιαίτερα χρήσιμος στα πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων. Το θεώρημα Bayes παρέχει έναν τρόπο υπολογισμού της εκ των υστέρων πιθανότητας  $P(c|x)$  από τις πιθανότητες  $P(c)$ ,  $P(x)$  και  $P(x|c)$ :

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

Όπου:  $P(c|x)$  είναι η εκ των υστέρων πιθανότητα της κλάσης στόχου  $c$ , με δεδομένο το χαρακτηριστικό  $x$ ,  $P(c)$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα της κλάσης  $c$ ,  $P(x|c)$  είναι η πιθανότητα να ανήκει το χαρακτηριστικό  $x$  στην κλάση  $c$  με δεδομένη την κλάση  $c$  και  $P(x)$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα του χαρακτηριστικού  $x$ . Ο Naïve Bayes υπολογίζει την εκ των υστέρων πιθανότητα για κάθε κλάση και η κλάση με την υψηλότερη εκ των υστέρων πιθανότητα θα είναι εκείνη στην οποία θα ενσωματωθεί το χαρακτηριστικό. Ως πλεονεκτήματα του Naïve Bayes μπορεί να θεωρηθούν η εύκολη και γρήγορη πρόβλεψη των κατηγοριών των δεδομένων, που ενδέχεται να είναι πολλαπλές. Όταν επίσης απαιτείται ανεξαρτησία μεταξύ των χαρακτηριστικών ο Naïve Bayes λειτουργεί καλύτερα σε σύγκριση με άλλους αλγορίθμους (π.χ. τη λογιστική παλινδρόμηση) και χρειάζεται λιγότερα δεδομένα εκπαίδευσης. Τέλος, η απόδοσή του είναι καλή στην περίπτωση κατηγορικών μεταβλητών σε αντίθεση με την περίπτωση αριθμητικών μεταβλητών όπου και γίνεται παραδοχή για ύπαρξη κανονικής κατανομής (που δεν είναι πραγματικότητα στις περισσότερες των περιπτώσεων). Με τη χρήση του Naïve Bayes εμφανίζεται επίσης σε ορισμένες περιπτώσεις κατηγορικών μεταβλητών το φαινόμενο της “μηδενικής συχνότητας – zero frequency”. Αυτό συμβαίνει όταν μια κατηγορική μεταβλητή έχει μια κατηγορία ( στο σύνολο δεδομένων δοκιμής) η οποία δεν παρατηρήθηκε στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, έτσι θα αποδοθεί πιθανότητα μηδέν (0), και δεν θα μπορεί να γίνει πρόβλεψη για αυτήν την κατηγορία. Για τη

λύση του προβλήματος αυτού χρησιμοποιούνται τεχνικές εξομάλυνσης όπως η εκτίμηση Laplace. Η παραδοχή των ανεξάρτητων χαρακτηριστικών που υποθέτει ο Naïve Bayes δεν συμβαίνει στα πραγματικά προβλήματα και σε αρκετές περιπτώσεις ο Naïve Bayes δεν θεωρείται αξιόπιστος εκτιμητής. Ο Naïve Bayes βρίσκει εφαρμογή σε προβλέψεις πραγματικού χρόνου, σε πρόβλεψη πολλαπλών κλάσεων, στην κατηγοριοποίηση κειμένου, στην ανίχνευση spam ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, στην ανάλυση συναισθήματος. Σε συνδυασμό με τεχνικές συνεργατικού φιλτραρίσματος (collaborative filtering) ο ταξινομητής Naïve Bayes μπορεί να δημιουργήσει συστήματα συστάσεων (recommendation systems) για εξόρυξη πληροφορίας.

**Ο αλγόριθμος CART:** Ο αλγόριθμος CART ή αλλιώς αλγόριθμος δέντρων κατηγοριοποίησης και παλινδρόμησης (classification and regression trees – CART), είναι ένας αλγόριθμος που δημιουργεί ένα δυαδικό δέντρο απόφασης. Χρησιμοποιεί την εντροπία ως μέτρο για την επιλογή του καλύτερου γνωρίσματος διάσπασης και του κριτηρίου τερματισμού. Η διάσπαση εκτελείται γύρω από το σημείο εκείνο που θεωρείται ως το καλύτερο σημείο διάσπασης και δημιουργούνται δύο απόγονοι. Σε κάθε βήμα γίνεται μια πλήρης αναζήτηση για τον καθορισμό της καλύτερης διάσπασης και αυτή ορίζεται από τον τύπο

$$\Phi (s / t) = 2 P_L P_R \sum_{j=1}^m |P(C_j|t_L) - P(C_j|t_R)|$$

Ο τύπος αυτός υπολογίζεται στον τρέχοντα κόμβο  $t$  και για κάθε πιθανό γνώρισμα διάσπασης και κριτήριο  $s$ . Το αριστερό και δεξιό υποδένδρο του τρέχοντα κόμβου του δέντρου, δηλώνονται με  $L$  και  $R$  αντίστοιχα. Τα  $P_L$  και  $P_R$  είναι η πιθανότητα μια πλειάδα του συνόλου εκπαίδευσης να ανήκει στην αριστερή ή στη δεξιά πλευρά του δένδρου και ορίζονται  $\frac{|πλειάδες του αριστερού ή δεξιού υποδένδρου|}{|πλειάδες του συνόλου εκπαίδευσης|}$ .

Επιπλέον γίνεται η παραδοχή ότι σε περίπτωση ισοβαθμίας, επιλέγεται η δεξιά διακλάδωση. Η πιθανότητα μια πλειάδα να ανήκει στην κατηγορία  $C_j$  και στο αριστερό υποδένδρο είναι  $P(C_j|t_L)$  και σε αντιστοιχία στην  $C_j$  και στο δεξιό υποδένδρο είναι  $P(C_j|t_R)$  και ορίζεται ως  $\frac{|πλειάδες της κατηγορίας j στο υποδένδρο|}{|πλειάδες στον κόμβο εξέτασης|}$ .

Σε κάθε βήμα μόνο ένα κριτήριο επιλέγεται σαν το καλύτερο από όλα τα πιθανά. Ο CART διαχειρίζεται ελλιπή δεδομένα αγνοώντας την συγκεκριμένη εγγραφή, στον υπολογισμό για την ορθότητα της διάσπασης ενός γνωρίσματος. Η ανάπτυξη του



δένδρου σταματά όταν δεν υπάρχει καμία διάσπαση που να βελτιώσει την απόδοση, αυτή η προσέγγιση όμως μπορεί να μην είναι η καλύτερη δυνατή για τα δεδομένα που μπορεί να προστεθούν μελλοντικά.

## **9. ΕΞΕΛΙΞΗ ΤΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ**

Οι εφαρμογές που έχουν ως εκκίνηση τα δεδομένα έχουν αναδυθεί τις τελευταίες δεκαετίες (επιχειρηματικά συστήματα, αποφάσεων, μηχανές αναζήτησης στο Διαδίκτυο, μέσα κοινωνικής δικτύωσης κ.α.) με την άνθηση των τεχνολογιών του Διαδικτύου και τη συνακόλουθη άνθηση των τεχνολογιών υποδομής αλλά και λόγω του εκδημοκρατισμού των μέσων παραγωγής των δεδομένων, όπως υποστηρίζεται και από μια οικονομική οπτική [198]. Η εξέλιξη στην ανάλυση δεδομένων με τις αντίστοιχες εφαρμογές, ήταν και είναι παρούσα, σε τομείς που κατά κύριο λόγο παρέχουν μαζικά δεδομένα.

### **9.1 ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΗ ΠΟΡΕΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΔΡΑΙΩΣΗ ΤΩΝ BIG DATA**

Τα πρώτα επιχειρησιακά δεδομένα ήταν δομημένα δεδομένα, που συλλέγονταν από τις επιχειρήσεις και αποθηκεύονταν σε συστήματα σχεσιακών βάσεων δεδομένων. Οι τεχνικές ανάλυσης που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτά τα συστήματα, τα οποία διαδόθηκαν τη δεκαετία του 1990, είναι σχετικά απλές. Οι περισσότερο κοινές μέθοδοι των επιχειρηματικών συστημάτων αποφάσεων, περιελάμβαναν αναφορές, πίνακες, ad hoc ερωτήματα, αποφάσεις βασισμένες στην αναζήτηση, on line επεξεργασία συναλλαγών, διαδραστική απεικόνιση, κάρτες βαθμολόγησης, προγνωστική μοντελοποίηση και εξόρυξη δεδομένων [199]. Από τις αρχές της δεκαετίας του 2000, το Διαδίκτυο προσέφερε το πεδίο ώστε οι οργανισμοί να αλληλεπιδρούν άμεσα με τον πελάτη. Πλέον, τεράστια ποσότητα προϊόντων και πληροφοριών προερχόμενα από πελάτες μπορούν να συγκεντρωθούν από το Διαδίκτυο (αρχεία ροής δεδομένων, κλικ (clickstream data logs), συμπεριφορά χρηστών, δεδομένα τοποθεσίας και θέσης κ.α.). Χρησιμοποιώντας διάφορες μεθόδους εξόρυξης κειμένου και ιστοσελίδων μπορεί πλέον να πραγματοποιείται βελτιστοποίηση τοποθέτησης προϊόντος, ανάλυση συναλλαγών πελατών, συστάσεις προϊόντος και ανάλυση της διάρθρωσης της αγοράς.

Το πρώιμο δίκτυο παρείχε κυρίως υπηρεσίες ηλεκτρονικού ταχυδρομείου και ιστοσελίδων. Συνεπώς, η ανάλυση κειμένου, η εξόρυξη δεδομένων και οι τεχνικές ανάλυσης ιστοσελίδων υιοθετήθηκαν ευρέως για την εξόρυξη περιεχομένων

ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, για την κατασκευή μηχανών αναζήτησης κλπ. Σήμερα, σχεδόν όλες οι εφαρμογές, ανεξάρτητα από το σκοπό ή τον τομέα τους, λειτουργούν εντός ενός δικτύου. Τα δικτυακά δεδομένα έχουν κυριαρχήσει στην πλειοψηφία του παγκόσμιου όγκου δεδομένων. Το Διαδίκτυο είναι ένα αναπτυσσόμενο σύμπαν με αλληλοσυνδεδεμένες ιστοσελίδες που είναι γεμάτες με διάφορους τύπους δεδομένων (κείμενο, εικόνες, βίντεο, φωτογραφίες, διαδραστικό περιεχόμενο). Έχουν προταθεί διάφορες προηγμένες τεχνολογίες για διαχείριση των ήμι-δομημένων ή αδόμητων δεδομένων που σχετίζονται κυρίως με το Διαδίκτυο. Μετά το 2004 τα on line κοινωνικά μέσα (forums, ομάδες, blogs, ιστοσελίδες κοινωνικής δικτύωσης, ιστοσελίδες διαμοιρασμού πολυμέσων) δίνουν τη δυνατότητα στους χρήστες, για δημιουργία, φόρτωση και διαμοιρασμό μεγάλων ποσοτήτων περιεχομένου, προερχόμενο από εκείνους. Η εξόρυξη των μαζικών δεδομένων που προέρχονται πλέον από καθημερινά γεγονότα, από έκφραση συναισθημάτων, από καταστάσεις που παλαιότερα δεν τύχαιναν περεταίρω ενδιαφέροντος, όπως αυτά εκφράζονται από τους χρήστες σε αυτά τα μέσα και από ένα διαφοροποιημένο στη σύσταση πληθυσμό αποτελεί αχαρτογράφητο και υποσχόμενο πεδίο έρευνας και εφαρμογών.

Πολλές περιοχές της επιστημονικής έρευνας αποκομίζουν ένα τεράστιο όγκο δεδομένων από υψηλής απόδοσης αισθητήρες και όργανα μετρήσεων. Το Εθνικό Ίδρυμα Επιστημών (National Science Foundation – NSF) των ΗΠΑ έχει ανακοινώσει το BIGDATA πρόγραμμα για τον διαμοιρασμό της πληροφορίας και την ανάλυση των δεδομένων, στους επιστημονικούς κλάδους [200]. Πολλοί επιστημονικοί ερευνητικοί κλάδοι έχουν αναπτύξει μαζικές πλατφόρμες δεδομένων και αποκομίζουν τα προκύπτοντα οφέλη. Το CyVerse [201] χρησιμοποιεί υποδομή κυβερνοχώρου, φυσικούς υπολογιστικούς πόρους, ένα συνεργατικό περιβάλλον, πόρους από εικονικές μηχανές, διαλειτουργικό λογισμικό ανάλυσης δεδομένων και υπηρεσίες δεδομένων για την υποστήριξη μιας κοινότητας ερευνητών, εκπαιδευτών και φοιτητών που εργάζονται στο πεδίο των επιστημών της ζωής. Η GenBank [202] αποτελεί τη μεγαλύτερη βάση δεδομένων αλληλουχιών DNA και είναι συνεργασία επιστημονικών φορέων πολλών κρατών [202]. Η FishBase [203] είναι η μεγαλύτερη και ευρύτατα χρησιμοποιούμενη βάση δεδομένων για ψάρια που έχει εξελιχθεί σε ένα δυναμικό και ευέλικτο οικολογικό εργαλείο [204]. Πέρα από την κλασσική επιστημονική προσέγγιση, η εποχή των μαζικών δεδομένων έχει δημιουργήσει και μοντέλα επιστημονικής συνεργασίας μεταξύ επιστημόνων και ερασιτεχνών που

διαφοροποιούνται από τα κυρίαρχα, όπως το πρόγραμμα “Mars Clickworkers” [205] όπου εθελοντές χαρακτήρισαν φωτογραφίες από τον πλανήτη Άρη, με αποτελέσματα ακριβή όσο και εκείνα ειδικών του τομέα. Ακόμη μοντέλα συνεργατικής φύσης αναδύονται, με την εκμετάλλευση της υπολογιστικής ισχύος οικιακών υπολογιστών εθελοντών, για την εξέταση πλήθους σημάτων από το διάστημα, όπως συμβαίνει στο πρόγραμμα SETI@home [206].

Η έρευνα στην ανάλυση των δεδομένων είναι δυνατόν να κατηγοριοποιηθεί (τουλάχιστον έως σήμερα): στην ανάλυση δομημένων δεδομένων, στην ανάλυση κειμένου (text analytics), στην ανάλυση Διαδικτύου (web analytics), στην ανάλυση πολυμέσων (multimedia analytics), στην ανάλυση δικτύου (network analytics), στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων (social networks analytics) και στην ανάλυση δεδομένων που προέρχονται από κίνηση (mobile analytics). Αν και αυτή η κατηγοριοποίηση αποσκοπεί να αναδείξει τα διαφορετικά χαρακτηριστικά των αντίστοιχων δεδομένων, μερικές από τις περιοχές αυτές, μπορεί να αξιοποιούν παρόμοιες τεχνολογίες υποδομής.

## **9.2 ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΙΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ BIG DATA**

Σύμφωνα με την εξέλιξη των εφαρμογών που αναφέρθηκε, συζητούνται έξι τύποι εφαρμογών Big data, που οργανώνονται από τον τύπο των δεδομένων: ανάλυση δομημένων δεδομένων, ανάλυση κειμένου, ανάλυση παγκόσμιου ιστού (web analytics), ανάλυση πολυμέσων, ανάλυση δικτύου και ανάλυση δεδομένων κινητών τερματικών.

### ***Ανάλυση δομημένων δεδομένων***

Μια μεγάλη ποσότητα δομημένων δεδομένων παράγεται στο πεδίο των επιχειρήσεων και της επιστημονικής έρευνας. Η διαχείριση αυτών των δεδομένων βασίζεται στις εδραιωμένες ΣΔΣΒΔ (RDBMS) , στις αποθήκες δεδομένων (data warehouses), στο OLAP και στο BPM [47]. Αυτά τα δύο πεδία έχουν μελετηθεί εκτενώς τις προηγούμενες τρεις δεκαετίες. Πρόσφατα, η Βαθιά Μάθηση (Deep Learning), ένα σύνολο από μεθόδους μηχανικής μάθησης που βασίζονται σε αναπαραστάσεις μάθησης, γίνεται όλο και πιο ενεργό πεδίο έρευνας. Οι πιο πρόσφατοι αλγόριθμοι της μηχανικής μάθησης εξαρτώνται από αναπαραστάσεις σχεδιασμένες από τον άνθρωπο και από τα χαρακτηριστικά των εισόδων, που είναι μια πολύπλοκη εργασία για πολλές εφαρμογές. Οι αλγόριθμοι της βαθιάς μάθησης ενσωματώνουν την αναπαραστατική μάθηση και μαθαίνουν πολλαπλά επίπεδα αναπαραστάσεων

αυξανόμενης πολυπλοκότητας/περίληψης [207]. Η στατιστική μηχανική μάθηση, έχει ήδη εφαρμοστεί στην ανίχνευση ανωμαλιών [208] και στον έλεγχο της ενέργειας [209]. Αξιοποιώντας τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, η χρονική και η χωρική εξόρυξη μπορεί να εξάγει δομές γνώσης που αναπαρίστανται σε μοντέλα και πρότυπα, για υψηλής ταχύτητας ροή δεδομένων και δεδομένα αισθητήρων [210]. Η εξόρυξη δεδομένων με σκοπό τη διατήρηση της ιδιωτικότητας (privacy-preserving mining), οδηγούμενη από προκύπτοντα θέματα ιδιωτικότητας στο χώρο του ηλεκτρονικού εμπορίου, της εμπορικής διακυβέρνησης και της διατήρησης του ιατρικού απορρήτου [211], γίνεται μια δυναμική ερευνητική περιοχή. Κατά την τελευταία δεκαετία, εξαιτίας της αυξανόμενης διαθεσιμότητας των δεδομένων συμβάντων, των νέων τεχνικών ανακάλυψης διεργασιών και συμμόρφωσης –ελέγχου η εξόρυξη διεργασιών (process mining) [212] έχει αναδυθεί σε ένα νέο ερευνητικό πεδίο, που εστιάζει στη χρήση δεδομένων συμβάντων για να αναλύσει διεργασίες.

### ***Ανάλυση κειμένου***

Το κείμενο είναι από τις πιο κοινές μορφές αποθηκευμένης πληροφορίας και περιλαμβάνει τα μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, εταιρικά έγγραφα, ιστοσελίδες και περιεχόμενο από κοινωνικά δίκτυα. Ως εκ τούτου, η ανάλυση κειμένου θεωρείται ότι έχει υψηλότερο εμπορικό δυναμικό από τη δομημένη εξόρυξη δεδομένων. Σε γενικές γραμμές, η ανάλυση κειμένου, γνωστή αλλιώς ως εξόρυξη κειμένου, αναφέρεται στη διαδικασία εξαγωγής χρήσιμης πληροφορίας και γνώσης από αδόμητο κείμενο. Η ανάλυση κειμένου είναι ένα διεπιστημονικό πεδίο όπου διασταυρώνονται η ανάκτηση πληροφορίας, η μηχανική μάθηση, η στατιστική, η υπολογιστική γλωσσολογία και ιδίως η εξόρυξη δεδομένων. Τα περισσότερα συστήματα ανάλυσης κειμένου βασίζονται στην αναπαράσταση κειμένου και στην επεξεργασία της φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing-NLP), με έμφαση στην τελευταία. Η παρουσίαση εγγράφου και η επεξεργασία των επερωτήσεων είναι τα θεμέλια για την ανάπτυξη του μοντέλου του χώρου διανυσμάτων, του Boolean μοντέλου ανάκτησης, και του πιθανοτικού μοντέλου ανάκτησης [213]. Αυτά τα μοντέλα έχουν καταστεί η βάση των μηχανών αναζήτησης. Από τις αρχές της δεκαετίας του 1990, οι μηχανές αναζήτησης έχουν εξελιχθεί σε ολοκληρωμένα εμπορικά συστήματα, που συνήθως εκτελούν καταναεμημένη ανίχνευση, αποτελεσματική ανεστραμμένη ευρετηρίαση, κατάταξη σελίδων με βάση τις εισερχόμενες συνδέσεις (URL) και ανάλυση αρχείων καταγραφής αναζήτησης. Οι

τεχνικές της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας μπορούν να βελτιώσουν τις διαθέσιμες πληροφορίες σχετικά με τους όρους του κειμένου, επιτρέποντας στους υπολογιστές να αναλύσουν, να κατανοήσουν ακόμη και να δημιουργήσουν κείμενο. Ακολουθούνται συχνά οι ακόλουθες προσεγγίσεις: λεξιλογική απόκτηση, αποσαφήνιση της αίσθησης της λέξης, σήμανση μερών του λόγου και πιθανοτικές ελεύθερες πλαίσιου γραμματικές [214]. Βασισμένες σε αυτές τις προσεγγίσεις, έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνολογίες για εξόρυξη κειμένου, που περιλαμβάνουν την εξαγωγή πληροφορίας, τοπική μοντελοποίηση, σύνοψη, κατηγοριοποίηση, ομαδοποίηση, ερωτήσεις/αποκρίσεις και εξόρυξη γνώμης. Η εξαγωγή πληροφορίας αναφέρεται στην αυτόματη εξαγωγή ειδικών τύπων δομημένης πληροφορίας από κείμενο. Ως υπό-εργασία της εξαγωγής πληροφορίας η αναγνώριση ονομάτων οντοτήτων (named-entity recognition-NER) έχει σκοπό να προσδιορίσει ατομικές οντότητες στο κείμενο που εμπίπτουν σε προκαθορισμένες κατηγορίες, όπως πρόσωπο, τοποθεσία και οργανισμός. Η NER έχει πρόσφατα υιοθετηθεί με επιτυχία για την ανάλυση ειδήσεων [215] και σε βιοιατρικές εφαρμογές [216]. Τα τοπικά μοντέλα βασίζονται στην ιδέα ότι τα έγγραφα είναι μια μείξη θεμάτων, στην οποία μείξη ένα θέμα είναι μια κατανομή πιθανοτήτων πάνω από τις λέξεις. Ένα τοπικό μοντέλο είναι ένα παραγωγικό μοντέλο για έγγραφα, το οποίο καθορίζει μια πιθανοτική διαδικασία με την οποία μπορούν να δημιουργηθούν τα έγγραφα. Μια ποικιλία από πιθανοκρατικά τοπικά μοντέλα έχει χρησιμοποιηθεί για να αναλυθεί το περιεχόμενο των εγγράφων και το νόημα των λέξεων [217]. Η περίληψη κειμένων δημιουργεί μια συντομευμένη περίληψη ή σύνοψη, από ένα ή περισσότερα έγγραφα κειμένου, που είναι η είσοδος και μπορεί να διαιρεθεί στην εξορυκτική περίληψη και στην αφαιρετική περίληψη [218]. Η εξορυκτική περίληψη επιλέγει σημαντικές προτάσεις και παραγράφους από το κυρίως κείμενο και τις συνενώνει σε μια μικρότερη μορφή ενώ η αφαιρετική περίληψη κατανοεί το αρχικό κείμενο και το αναπτύσσει εκ νέου με λιγότερες λέξεις, βασισμένη σε γλωσσικές μεθόδους. Ο σκοπός της κατηγοριοποίησης κειμένου είναι να αναγνωρίσει τα κύρια θέματα σε ένα έγγραφο με την τοποθέτηση του εγγράφου σε προκαθορισμένα θέματα ή σύνολα θεμάτων. Η γραφική αναπαράσταση και η κατηγοριοποίηση κειμένου που βασίζεται στην εξόρυξη γραφικών (graph mining-based text categorization) έχουν επίσης ερευνηθεί πρόσφατα [219]. Η ομαδοποίηση κειμένου χρησιμοποιείται για να ομαδοποιήσει παρόμοια έγγραφα και διαφέρει από την κατηγοριοποίηση στο ότι τα έγγραφα ομαδοποιούνται όπως ακριβώς βρίσκονται αντί να χρησιμοποιούνται

προκαθορισμένες κατηγορίες. Στην ομαδοποίηση κειμένου τα έγγραφα μπορεί να εμφανιστούν σε πολλές υποκατηγορίες. Κάποιοι αλγόριθμοι ομαδοποίησης από το πεδίο της εξόρυξης γνώσης χρησιμοποιούνται συχνά για τον υπολογισμό της ομοιότητας. Ωστόσο, η έρευνα έχει δείξει ότι η πληροφορία σχετικά με τη δομική σχέση, μπορεί να αξιοποιηθεί για να ενισχύσει το αποτέλεσμα της ομαδοποίησης στην Wikipedia [220]. Τα συστήματα ερωτήσεων – απαντήσεων έχουν πρωταρχικά σχεδιαστεί για να καθορίσουν τον τρόπο με τον οποίο μπορεί να βρεθεί η καλύτερη απάντηση σε μια δοσμένη ερώτηση και περιλαμβάνουν διάφορες τεχνικές για ανάλυση ερωτήσεων, ανάκτηση πηγών, εξαγωγή απαντήσεων και παρουσίαση απαντήσεων [221]. Τα συστήματα ερωτήσεων – απαντήσεων μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλές περιοχές όπως η εκπαίδευση, οι ιστοσελίδες, η υγεία και η άμυνα. Η εξόρυξη γνώσης που είναι παρόμοια με την ανάλυση συναισθήματος, αναφέρεται στις υπολογιστικές μεθόδους για εξαγωγή, ταξινόμηση, κατανόηση και αξιολόγηση των απόψεων που εκφράζονται στις ειδήσεις, στα σχόλια και σε άλλα περιεχόμενα που δημιουργούνται από το χρήστη. Παρέχει εξαιρετικές ευκαιρίες για την κατανόηση των απόψεων της κοινής γνώσης και των απόψεων των πολιτών (ή πελατών) σχετικά με κοινωνικές εκδηλώσεις, πολιτικά κινήματα, στρατηγικές επιχειρήσεων, εκστρατείες μάρκετινγκ και προτιμήσεις προϊόντων [222].

### ***Ανάλυση δεδομένων Ιστού***

Κατά την τελευταία δεκαετία υπήρξε μια εκρηκτική ανάπτυξη των ιστοσελίδων, και η ανάλυσή τους αναδείχθηκε επιτακτική. Η ανάλυση του web έχει σκοπό να ανακτήσει, να εξορύξει και να αξιολογήσει πληροφορία (για απόκτηση γνώσης), από έγγραφα και υπηρεσίες του ιστού, αυτόματα. Αυτό το πεδίο έχει στηριχθεί σε διάφορες ερευνητικές περιοχές όπως οι βάσεις δεδομένων, η ανάκτηση πληροφορίας, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η εξόρυξη κειμένου. Η ανάλυση ιστού μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε τρεις περιοχές ενδιαφέροντος βάσει του μέρους του ιστού που αναλύεται: εξόρυξη περιεχομένου ιστού ( web content mining), εξόρυξη δομής ιστού (web structure mining) και εξόρυξη χρήσης του ιστού (web usage mining) [223]. Η εξόρυξη περιεχομένου ιστού είναι η ανακάλυψη χρήσιμης πληροφορίας ή γνώσης από περιεχόμενο ιστοσελίδων. Ωστόσο, το περιεχόμενο των ιστοσελίδων μπορεί να περιλαμβάνει διάφορους τύπους δεδομένων όπως κείμενο, εικόνα, ήχο, βίντεο, συμβολισμούς, μετά-δεδομένα και υπέρ-συνδέσμους. Η έρευνα σχετικά με την εξόρυξη γνώσης από εικόνα, ήχο και βίντεο ορίζεται ως ανάλυση πολυμέσων

(multimedia analytics). Επειδή, τα περισσότερα από τα δεδομένα περιεχομένου ιστού είναι αδόμητα δεδομένα κειμένου, μεγάλο μέρος της ερευνητικής προσπάθειας επικεντρώνεται στο περιεχόμενο κειμένου και υπερκειμένου. Η εξόρυξη υπερκειμένου περιλαμβάνει εξόρυξη ημι-δομημένων σελίδων HTML που έχουν υπέρ-συνδέσμους. Η επιβλεπόμενη μάθηση ή η ταξινόμηση, διαδραματίζει καίριο ρόλο στην εξόρυξη υπερκειμένου όπως είναι η διαχείριση ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, η διαχείριση ομάδων συζήτησης και η διατήρηση καταλόγων ιστού [224]. Η εξόρυξη περιεχομένου ιστού λαμβάνει συνήθως μια από τις δύο προσεγγίσεις: την ανάκτηση πληροφορίας ή βάσεις δεδομένων. Η προσέγγιση της ανάκτησης πληροφορίας έχει κυρίως σκοπό να βοηθήσει στην εξεύρεση πληροφορίας ή στο φιλτράρισμα πληροφορίας στους χρήστες βάσει τεκμαιρόμενου ή παραγγελθέντος προφίλ χρηστών. Η προσέγγιση των βάσεων δεδομένων δημιουργεί μοντέλα των δεδομένων στον ιστό και τα ενσωματώνει έτσι ώστε να μπορούν να εκτελεστούν πιο εξελιγμένα ερωτήματα, διαφορετικά από εκείνα των αναζητήσεων με τις λέξεις – κλειδιά. Η εξόρυξη δομής ιστού είναι η ανακάλυψη του μοντέλου των υποκείμενων δομών συνδέσμων στον ιστό. Εδώ, η δομή αντιπροσωπεύει το γράφημα των συνδέσμων σε έναν ιστότοπο ή μεταξύ των ιστότοπων. Το μοντέλο βασίζεται στην τοπολογία του υπέρ-συνδέσμου με ή χωρίς περιγραφή συνδέσμου. Αυτό το μοντέλο αποκαλύπτει τις ομοιότητες και τις σχέσεις ανάμεσα στους διαφορετικούς ιστότοπους και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίησή τους. Οι μέθοδοι PageRank [225] και CLEVER [226] εκμεταλλεύονται αυτό το μοντέλο για να βρίσκουν ιστοσελίδες. Η εστιασμένη ανίχνευση (focused crawling) [227] είναι ένα ακόμη παράδειγμα που χρησιμοποιεί επιτυχώς αυτό το μοντέλο. Ο σκοπός ενός εστιασμένου ανιχνευτή είναι να αναζητά επιλεκτικά ιστότοπους που σχετίζονται με ένα προκαθορισμένο σύνολο θεμάτων. Αντί να συλλέγει και να ευρετηριάζει όλα τα προσβάσιμα έγγραφα του ιστού, ένας εστιασμένος ανιχνευτής αναλύει τα όρια ανίχνευσής του για να βρει συνδέσεις που είναι πιθανό να είναι περισσότερο σχετικές με τον ανιχνευτή και αποφεύγει μη σχετικές περιοχές του ιστού, κάτι που εξοικονομεί σημαντικούς πόρους υλικού και δικτύου και βοηθά τον ανιχνευτή να διατηρείται ενήμερος. Η εξόρυξη χρήσης ιστού αναφέρεται στην εξόρυξη δευτερογενών δεδομένων που δημιουργούνται από web συνεδρίες ή συμπεριφορές. Η εξόρυξη χρήσης ιστού διαφέρει από την εξόρυξη περιεχομένου ιστού και από την εξόρυξη δομής ιστού οι οποίες χρησιμοποιούν τα πραγματικά ή πρωτογενή δεδομένα του ιστού. Τα δεδομένα χρήσης ιστού περιλαμβάνουν τα δεδομένα που προέρχονται από

αρχεία καταγραφής πρόσβασης εξυπηρετητών ιστού, από αρχεία καταγραφής πληρεξούσιων διακομιστών (proxy servers), από αρχεία καταγραφής προγραμμάτων περιήγησης, από προφίλ χρηστών, από στοιχεία εγγραφής, συνεδρίες ή συναλλαγές χρηστών, από cookies, από ερωτήματα χρηστών, από δεδομένα σελιδοδεικτών, από κλικ του ποντικιού και από οποιοδήποτε άλλο δεδομένο παράγεται από την αλληλεπίδραση των χρηστών με τον ιστό. Τα δεδομένα χρήσης ιστού γίνονται όλο και πιο διαφοροποιημένα, με την ωρίμανση των συστημάτων και των υπηρεσιών του web 2.0. Η εξόρυξη χρήσης ιστού παίζει σημαντικό ρόλο στον προσωποποιημένο χώρο, το ηλεκτρονικό εμπόριο, στην προστασία και ασφάλεια στον ιστό, και διάφορους άλλους αναδυόμενους τομείς. Για παράδειγμα τα συστήματα συνεργατικών συστάσεων επιτρέπουν την εξατομίκευση στο ηλεκτρονικό εμπόριο αξιοποιώντας ομοιότητες και διαφορές στις προτιμήσεις των χρηστών [228].

### **Ανάλυση πολυμέσων**

Τα δεδομένα πολυμέσων (εικόνα, ήχος, βίντεο) έχουν αυξηθεί με πρωτοφανή ρυθμό και βρίσκονται παντού. Η ανάλυση του περιεχομένου πολυμέσων αναφέρεται στην εξαγωγή σημαντικής γνώσης και στην κατανόηση των σημαινόμενων που εμπεριέχουν τα δεδομένα πολυμέσων. Τα δεδομένα πολυμέσων είναι ποικιλόμορφα και περισσότερο περιεκτικά σε πληροφορία από τα απλά δομημένα δεδομένα και τα δεδομένα κειμένου στις περισσότερες των περιπτώσεων. Η έρευνα στην ανάλυση πολυμέσων καλύπτει ένα ευρύ φάσμα αντικειμένων, όπως η περίληψη πολυμέσων, ο σχολιασμός πολυμέσων, η ευρετηρίαση και η ανάκτηση των πολυμέσων, η σύσταση πολυμέσων και η ανίχνευση συμβάντων πολυμέσων μεταξύ άλλων. Η σύνοψη ήχου μπορεί να πραγματοποιηθεί με την εξαγωγή εξεχουσών λέξεων ή προτάσεων από τα αρχικά δεδομένα ή συνθέτοντας νέες αναπαραστάσεις. Η σύνοψη βίντεο περιλαμβάνει τη σύνθεση των περισσότερο σημαντικών ή πιο αντιπροσωπευτικών ακολουθιών περιεχομένου βίντεο και μπορεί να είναι στατική ή δυναμική. Οι μέθοδοι της στατικής σύνοψης βίντεο χρησιμοποιούν μια ακολουθία από βασικά πλαίσια (frames) ή συμφραζόμενα πλαίσια – καρέ για να αναπαραστήσουν ένα βίντεο. Αυτές οι μέθοδοι είναι απλές και έχουν χρησιμοποιηθεί εμπορικά από τη Yahoo, την Alta Vista και την Google, ωστόσο το αποτέλεσμα ήταν κακή εμπειρία αναπαραγωγής. Οι μέθοδοι της δυναμικής σύνοψης βίντεο χρησιμοποιούν μια ακολουθία τμημάτων βίντεο για να αναπαραστήσουν ένα βίντεο και χρησιμοποιούν χαμηλού επιπέδου χαρακτηριστικά βίντεο και εκτελούν ένα επιπλέον βήμα εξομάλυνσης για να φαίνεται



η τελική περίληψη πιο φυσική. Έχει προταθεί, σύστημα σύνοψης πολυμέσων τοπικά προσανατολισμένο, που αναπαράγει εξιστόρηση βίντεο που βασίζεται σε κείμενο [229]. Ο σχολιασμός πολυμέσων αναφέρεται στην αντιστοίχιση σε εικόνες και βίντεο μιας σειράς από ετικέτες που περιγράφουν το περιεχόμενό τους σε συντακτικό και σημασιολογικό επίπεδο. Με τη βοήθεια αυτών των ετικετών η διαχείριση, η σύνοψη και η ανάκτηση του περιεχομένου των πολυμέσων μπορεί να επιτευχθεί εύκολα. Ο αυτόματος σχολιασμός πολυμέσων χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση, έχει προσελκύσει ερευνητικό ενδιαφέρον. Η κύρια πρόκληση του αυτόματου σχολιασμού πολυμέσων έγκειται στο σημασιολογικό κενό, δηλαδή στο χάσμα μεταξύ των χαρακτηριστικών χαμηλού-επιπέδου και στο σχολιασμό. Αν και έχει σημειωθεί σημαντική πρόοδος, η απόδοση των σημερινών αυτόματων μεθόδων σχολιασμού απέχει πολύ από το να είναι ικανοποιητική. Οι αναδυόμενες ερευνητικές προσπάθειες έχουν σκοπό να διερευνήσουν ταυτόχρονα τους ανθρώπους και τους υπολογιστές για το σχολιασμό πολυμέσων [230]. Η ευρετηρίαση και η ανάκτηση πολυμέσων αφορά την περιγραφή, αποθήκευση και οργάνωση της πληροφορίας που προέρχεται από τα πολυμέσα για να βοηθήσει στην εύκολη και γρήγορη εύρεση των πόρων που προέρχονται από πολυμέσα [231]. Ένα γενικό πλαίσιο ανάκτησης βίντεο αποτελείται από (τέσσερα) τα εξής στάδια: ανάλυση δομής, εξαγωγή χαρακτηριστικών, εξόρυξη γνώσης, ταξινόμηση και σχολιασμό και τέλος ερωτήσεις και ανάκτηση. Η ανάλυση δομής σκοπό έχει να τεμαχίσει το βίντεο σε έναν αριθμό δομικών στοιχείων με σημασιολογικό περιεχόμενο, χρησιμοποιώντας ανίχνευση ορίων, εξαγωγή βασικών πλαισίων και κατάτμηση σκηνών. Μετά τη λήψη των αποτελεσμάτων της ανάλυσης δομής, το δεύτερο στάδιο είναι να εξαχθούν χαρακτηριστικά, που αποτελούνται κυρίως από χαρακτηριστικά των βασικών καρέ, αντικειμένων, κείμενου και κίνησης για περαιτέρω ανάλυση [232]-[234]. Αυτό το στάδιο είναι η βάση για την ευρετηρίαση και την ανάκτηση βίντεο. Χρησιμοποιώντας τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά ο σκοπός της εξόρυξης δεδομένων, της ταξινόμησης και του σχολιασμού είναι να βρουν πρότυπα περιεχομένου βίντεο και να αναθέσουν τα βίντεο σε προκαθορισμένες κατηγορίες για τη δημιουργία ενδεικτικών πινάκων. Όταν λαμβάνεται ένα ερώτημα εφαρμόζεται μια μέθοδος μέτρησης ομοιότητας, για να αναζητήσει τα υποψήφια βίντεο. Τα ανακτημένα αποτελέσματα βελτιστοποιούνται με συναφή ανατροφοδότηση. Ο αντικειμενικός σκοπός της σύστασης πολυμέσων είναι να προτείνει συγκεκριμένα περιεχόμενα πολυμέσων για ένα χρήστη, βασισμένα στις προτιμήσεις του χρήστη, που οδηγεί στην παροχή υψηλής ποιότητας εξατομικευσης.

Τα περισσότερα σύγχρονα συστήματα συστάσεων είναι είτε βασισμένα στο περιεχόμενο είτε βασισμένα στο συνεργατικό φιλτράρισμα. Οι προσεγγίσεις που βασίζονται στο περιεχόμενο, αναγνωρίζουν κοινά χαρακτηριστικά που ενδιαφέρουν τον χρήστη και συστήνουν στον χρήστη άλλο περιεχόμενο που μοιράζεται κοινά χαρακτηριστικά. Αυτές οι προσεγγίσεις βασίζονται πλήρως σε μετρήσεις ομοιότητας περιεχομένου και υστερούν από προβλήματα περιορισμένης ανάλυσης περιεχομένου και υπέρ-εξειδικευμένα αποτελέσματα. Οι προσεγγίσεις που βασίζονται στο συνεργατικό φιλτράρισμα προσδιορίζουν τις ομάδες των ανθρώπων που μοιράζονται κοινά ενδιαφέροντα και συστήνουν περιεχόμενο που βασίζεται στη συμπεριφορά άλλων μελών της ομάδας [235]. Άλλες υβριδικές προσεγγίσεις [236] εκμεταλλεύονται τα πλεονεκτήματα των δύο παραπάνω προσεγγίσεων για να βελτιώσουν την ποιότητα των συστάσεων. Ο NIST ορίζει την ανίχνευση συμβάντων πολυμέσων ως την ανίχνευση εμφάνισης ενός συμβάντος εντός ενός βίντεο, που βασίζεται σε μια εργαλειοθήκη συμβάντων και περιέχει μια περιγραφή κειμένου σχετικά με την εξεταζόμενη περίπτωση καθώς και βίντεο παραδείγματα [237]. Η έρευνα στην ανίχνευση συμβάντων βίντεο βρίσκεται στα αρχικά στάδια. Η πιο πρόσφατη έρευνα στην ανίχνευση συμβάντων περιορίζεται σε αθλητικά γεγονότα και γεγονότα ειδήσεων, σε γεγονότα επαναλαμβανόμενων μοτίβων όπως το τρέξιμο ή σε ασυνήθιστα γεγονότα σε βίντεο από κάμερες επιτήρησης. Οι Ma et al. [238] πρότειναν ένα νέο αλγόριθμο για ad hoc ανίχνευση συμβάντος πολυμέσων, που διαχειρίζεται περιορισμένο αριθμό θετικών παραδειγμάτων εκπαίδευσης.

#### ***Ανάλυση κοινωνικών δικτύων***

Εξαιτίας της ραγδαίας αύξησης των on line κοινωνικών δικτύων, η ανάλυση δικτύου εξελίχθηκε από την πρώιμη βιβλιομετρική ανάλυση [239] και την κοινωνιολογική ανάλυση δικτύου [240], στην αναδυόμενη ανάλυση κοινωνικών δικτύων από τις αρχές της δεκαετίας του 2000. Τα κοινωνικά δίκτυα περιέχουν τεράστια μεγέθη δεδομένων σύνδεσης και περιεχομένου όπου τα δεδομένα σύνδεσης είναι ουσιαστικά η γραφική δομή που αναπαριστά τις επικοινωνίες μεταξύ των οντοτήτων και τα δεδομένα περιεχομένου περιέχουν κείμενο, εικόνες και άλλα δεδομένα πολυμέσων που υπάρχουν εντός των δικτύων. Από τη θεώρηση με επίκεντρο τα δεδομένα, υπάρχουν δύο κύριες κατευθύνσεις στο πλαίσιο των κοινωνικών δικτύων: δομική ανάλυση που βασίζεται στις συνδέσεις και ανάλυση με βάση το περιεχόμενο [241]. Η δομική ανάλυση βασισμένη στις συνδέσεις επικεντρώνεται σε τομείς όπως η

πρόβλεψη σύνδεσης, ανίχνευση κοινοτήτων, η εξέλιξη των κοινωνικών δικτύων και η ανάλυση της κοινωνικής επιρροής. Τα κοινωνικά δίκτυα μπορούν να απεικονιστούν ως γραφήματα, στα οποία μια κορυφή αντιστοιχεί σε ένα πρόσωπο και μια ακμή αντιπροσωπεύει συγκεκριμένες σχέσεις μεταξύ των αντίστοιχων προσώπων. Δεδομένου ότι τα κοινωνικά δίκτυα είναι δυναμικά, νέες κορυφές και ακμές προστίθενται στο γράφημα με την πάροδο του χρόνου. Η πρόβλεψη συνδέσεων στοχεύει στην πρόβλεψη της πιθανότητας μιας μελλοντικής σύνδεσης – σχέσης μεταξύ δύο κόμβων. Υπάρχει μια ποικιλία τεχνικών για πρόβλεψη σύνδεσης, οι οποίες μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε ταξινόμηση βάσει χαρακτηριστικών, σε πιθανοτικές προσεγγίσεις και σε προσεγγίσεις που βασίζονται στη γραμμική άλγεβρα. Οι μέθοδοι ταξινόμησης βάσει χαρακτηριστικών επιλέγουν ένα σύνολο χαρακτηριστικών για ζευγάρια κορυφών και χρησιμοποιούν τρέχουσες πληροφορίες συνδέσεων για να εκπαιδεύσουν έναν δυαδικό ταξινομητή για να προβλέψουν μελλοντικές συνδέσεις [242]. Οι πιθανοτικές προσεγγίσεις μοντελοποιούν την από κοινού πιθανότητα ανάμεσα στις κορυφές ενός κοινωνικού δικτύου [243]. Προσεγγίσεις που βασίζονται στην γραμμική άλγεβρα, υπολογίζουν τις ομοιότητες μεταξύ των κόμβων χρησιμοποιώντας πίνακες ομοιότητας μειωμένης τάξης [244]. Η κοινότητα ορίζεται ως μια δομή υπό-γραφήματος εντός της οποίας οι κορυφές έχουν υψηλότερη πυκνότητα ακμών ενώ οι κορυφές μεταξύ των υπό-γραφημάτων έχουν μια χαμηλότερη πυκνότητα. Έχουν προταθεί και συγκριθεί πολλές μέθοδοι για ανίχνευση κοινοτήτων [245], οι περισσότερες των οποίων βασίζονται στην τοπολογία και στηρίζονται σε μια αντικειμενική συνάρτηση που συλλαμβάνει την έννοια της δομής της κοινότητας. Οι Du et al. [246], χρησιμοποιούν τη φύση των κοινοτήτων στον πραγματικό κόσμο που βασίζεται στην αλληλοεπικάλυψη, και προτείνουν μια περισσότερο αποτελεσματική ανίχνευση κοινοτήτων σε κοινωνικά δίκτυα μεγάλης κλίμακας. Η έρευνα σχετικά με την κοινωνική εξέλιξη των δικτύων έχει σκοπό να βρει νόμους και να αντλήσει μοντέλα για να εξηγήσει την εξέλιξη των δικτύων. Αρκετές εμπειρικές μελέτες [247]-[249] έχουν διαπιστώσει ότι λάθη που αφορούν την εγγύτητα, γεωγραφικοί περιορισμοί και ορισμένοι άλλοι παράγοντες διαδραματίζουν ένα σπουδαίο ρόλο στην εξέλιξη των κοινωνικών δικτύων και αρκετά παραγόμενα μοντέλα [250] έχουν προταθεί για να βοηθήσουν το σχεδιασμό του δικτύου και εν γένει του συστήματος. Προκύπτει κοινωνική επιρροή όταν η συμπεριφορά των ατόμων επηρεάζεται από άλλους εντός του δικτύου. Η ένταση της κοινωνικής επιρροής [251] εξαρτάται από πολλούς παράγοντες που

συμπεριλαμβάνουν τις σχέσεις μεταξύ των ατόμων, την απόσταση του δικτύου, τις διαχρονικές επιδράσεις και τα χαρακτηριστικά των δικτύων και των προσώπων. Η ποιοτική και ποσοτική μέτρηση της επίδρασης [252] ενός ατόμου στους άλλους μπορεί να ωφελήσει σε μεγάλο βαθμό πολλές εφαρμογές όπως το μάρκετινγκ, τη διαφήμιση και τις συστάσεις. Σε γενικές γραμμές η απόδοση που βασίζεται στην ανάλυση της δομής των συνδέσεων (linkage-based) μπορεί να βελτιωθεί, όταν πληθαίνει το περιεχόμενο των κοινωνικών δικτύων. Εξαιτίας, της επαναστατικής ανάπτυξης της τεχνολογίας του Web 2.0, το περιεχόμενο των δεδομένων που παράγονται από τον χρήστη, εκρήγνυται στα κοινωνικά δίκτυα. Χρησιμοποιείται ο όρος κοινωνικά μέσα (social media) για να ορίσει αυτό το περιεχόμενο των δεδομένων που παράγονται από τον χρήστη που περιλαμβάνει blogs, microblogs, διαμοιρασμό φωτογραφιών και βίντεο, κοινωνικό μάρκετινγκ βιβλίων, ιστοσελίδες κοινωνικής δικτύωσης, κοινωνικές ειδήσεις και wikis. Το περιεχόμενο των κοινωνικών μέσων περιέχει κείμενο, πολυμέσα, τοποθεσία και σχολιασμό. Σχεδόν κάθε ερευνητικό πεδίο της δομημένης ανάλυσης δεδομένων, της ανάλυσης κειμένου και της ανάλυσης πολυμέσων μπορεί να μεταφραστεί σε ανάλυση κοινωνικών μέσων. Ωστόσο, η ανάλυση των κοινωνικών μέσων αντιμετωπίζει ορισμένες πρωτοφανείς προκλήσεις. Καταρχήν, υπάρχει τεράστιο και συνεχώς αυξανόμενο μέγεθος δεδομένων από κοινωνικά μέσα και πρέπει να αναλυθούν εντός εύλογου και συνήθως περιορισμένου χρόνου. Επιπλέον, τα δεδομένα από κοινωνικά μέσα εμπεριέχουν πολύ θόρυβο. Για παράδειγμα, τα spam blogs αφθονούν όπως και τα ασήμαντα tweets στο Twitter. Τέλος, τα κοινωνικά δίκτυα είναι δυναμικά, συνεχώς μεταβαλλόμενα και ενημερώνονται ταχέως. Συνοπτικά, τα κοινωνικά μέσα είναι στενά συνδεδεμένα με τα κοινωνικά δίκτυα, η ανάλυση των οποίων επηρεάζεται αναπόφευκτα από τη δυναμική των κοινωνικών δικτύων. Η ανάλυση των κοινωνικών μέσων αναφέρεται στην ανάλυση κειμένου και πολυμέσων στο πλαίσιο των κοινωνικών δικτύων, συγκεκριμένα στα χαρακτηριστικά της κοινωνικής και δικτυακής δομής. Η έρευνα στην ανάλυση των κοινωνικών μέσων βρίσκεται ακόμη στα πρώτα στάδια. Εφαρμογές ανάλυσης κειμένου στα κοινωνικά δίκτυα περιλαμβάνουν αναζητήσεις βάσει λέξης-κλειδί, ταξινομήσεις, ομαδοποιήσεις και μεταφορική μάθηση (transfer learning) σε ετερογενή δίκτυα. Η αναζήτηση με λέξη-κλειδί χρησιμοποιεί τόσο το περιεχόμενο όσο και συμπεριφορές σύνδεσης [253]. Η ταξινόμηση υποθέτει ότι κάποιοι κόμβοι στα κοινωνικά δίκτυα έχουν ετικέτες και ότι αυτοί οι κόμβοι με ετικέτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ταξινόμηση [254]. Η ομαδοποίηση

επιτυγχάνεται καθορίζοντας σύνολα κόμβων με παρόμοιο περιεχόμενο [255]. Επειδή τα κοινωνικά δίκτυα περιέχουν μεγάλη ποσότητα συνδεδεμένων πληροφοριών ανάμεσα σε διαφορετικούς τύπους αντικειμένων όπως άρθρα, ετικέτες, εικόνες και βίντεο, η μεταφορική μάθηση σε ετερογενή δίκτυα έχει ως σκοπό να μεταφέρει γνώση και πληροφορία ανάμεσα στους συνδέσμους [256]. Στα κοινωνικά δίκτυα, τα σύνολα δεδομένων των πολυμέσων είναι δομημένα και ενσωματώνουν πλούσιες πληροφορίες όπως σημασιολογική οντολογία, κοινωνική αλληλεπίδραση, μέσα ενημέρωσης της κοινότητας, γεωγραφικούς χάρτες και σχολιασμό. Η έρευνα στην ανάλυση των δομημένων πολυμέσων στα κοινωνικά δίκτυα ονομάζεται επίσης πολυμεσικά πληροφορικά δίκτυα (multimedia information networks). Οι δομές σύνδεσης των πολυμεσικών πληροφορικών δικτύων είναι κυρίως λογικές και διαδραματίζουν καίριο ρόλο στα πολυμεσικά πληροφορικά δίκτυα. Υπάρχουν τέσσερις κατηγορίες δομών λογικής σύνδεσης στα πολυμεσικά πληροφορικά δίκτυα: σημασιολογικές οντολογίες, μέσα ενημέρωσης κοινότητας, προσωπικά φωτογραφικά άλμπουμ και γεωγραφικές περιοχές [241]. Με βάση τις δομές λογικής σύνδεσης μπορούν να βελτιωθούν περαιτέρω τα αποτελέσματα του συστήματος ανάκτησης [257], του συστήματος σύστασης [258], της συνεργατικής ετικέτας [259] και άλλων εφαρμογών [260].

### **Ανάλυση δεδομένων κίνησης**

Με τη ραγδαία ανάπτυξη της κινητής τηλεφωνίας [261]-[263], έχουν αναπτυχθεί σε παγκόσμιο επίπεδο περισσότερα κινητά τερματικά (όπως κινητά τηλέφωνα, αισθητήρες, RFID) και εφαρμογές. Ο τεράστιος όγκος δεδομένων [264] και εφαρμογών οδηγεί στην εμφάνιση της ανάλυσης δεδομένων κίνησης, ωστόσο η ανάλυση δεδομένων κίνησης αντιμετωπίζει προκλήσεις που προκαλούνται από τα εγγενή χαρακτηριστικά των κινητών δεδομένων, όπως επίγνωση κίνησης, ευαισθησία δραστηριότητας, θόρυβος και πλεονασμός. Επί του παρόντος, η ανάλυση δεδομένων κίνησης απέχει πολύ από το να χαρακτηριστεί ώριμη, συνεπώς ερευνώνται μόνο μερικές από τις τελευταίες και πιο αντιπροσωπευτικές εφαρμογές ανάλυσης. Το RFID επιτρέπει σε έναν αισθητήρα να διαβάσει έναν μοναδικό κωδικό αναγνώρισης προϊόντος (EPC) που συνδέεται με μια ετικέτα από απόσταση [265]. Οι ετικέτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό, εντοπισμό και την παρακολούθηση φυσικών αντικειμένων με αποτελεσματικό κόστος. Προς το παρόν, το RFID έχει υιοθετηθεί ευρέως στη διαχείριση αποθεμάτων και στα logistics.

Ωστόσο τα RFID δεδομένα δημιουργούν πολλές προκλήσεις στην ανάλυση των δεδομένων: α) Τα RFID δεδομένα είναι εγγενώς θορυβώδη και πλεονασματικά, β) Τα δεδομένα RFID είναι χρονικά, έχουν ροή, μεγάλο όγκο και πρέπει να υποβάλλονται σε επεξεργασία στη στιγμή. Εξορύσσοντας τη σημασιολογία του RFID που συμπεριλαμβάνει τοποθεσία, συνάθροιση και χρονική πληροφορία, μπορούμε να συμπεράνουμε ορισμένα πρωτογενή γεγονότα για την παρακολούθηση αντικειμένων και την παρακολούθηση της κατάστασης του συστήματος. Επιπλέον, μπορούμε να σχεδιάσουμε τη λογική της εφαρμογής ως πολύπλοκα γεγονότα και στη συνέχεια να ανιχνεύσουμε τα γεγονότα για την επίτευξη πιο προηγμένων επιχειρηματικών εφαρμογών. Οι πρόσφατες εξελίξεις στους τομείς των ασύρματων αισθητήρων, στις κινητές τεχνολογίες και στην επεξεργασία δεδομένων ροής έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη δικτύων αισθητήρων σώματος για την παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο της υγείας ενός ατόμου. Γενικά, τα δεδομένα υγειονομικής περίθαλψης προέρχονται από ετερογενείς αισθητήρες με διακριτά χαρακτηριστικά όπως ποικιλομορφία ιδιοτήτων, χώρο-χρονικές σχέσεις και φυσιολογικά χαρακτηριστικά. Επιπλέον, τα δεδομένα υγειονομικής περίθαλψης μεταφέρουν και ανησυχίες όσον αφορά την ιδιωτικότητα και την ασφάλεια τους. Οι Garg et al. [266] παρουσίασαν ένα μηχανισμό πολύ-τροπικής ανάλυσης για τη ροή των ανεπεξέργαστων δεδομένων για την παρακολούθηση της κατάστασης της υγείας σε πραγματικό χρόνο. Η προσέγγιση στην ανάλυση δεδομένων έγινε όσον αφορά τον κύκλο ζωής των δεδομένων, καλύπτοντας το πεδίο της προέλευσης των δεδομένων, των χαρακτηριστικών των δεδομένων και τις προσεγγίσεις (πίνακας 7).

Τομείς Ανάλυσης	Πηγές	Χαρακτηριστικά	Προσεγγίσεις
Δομημένη ανάλυση δεδομένων	Εγγραφές συναλλαγών πελατών	Δομημένες εγγραφές	Εξόρυξη δεδομένων
	Δεδομένα επιστημονικών πειραμάτων	Λιγότερος όγκος και πραγματικός χρόνος	Στατιστική ανάλυση
Ανάλυση κειμένου	Καταγραφές	Μη δομημένα	Παρουσίαση κειμένου
	Ηλ. Ταχυδρομείο	Πλούσιο κείμενο	NLP
	Εταιρικά έγγραφα	Συμφραζόμενα	Εξαγωγή πληροφορίας
	Κυβερνητικοί κανόνες και κανονισμοί	Σημασιολογία	Τοπικά μοντέλα
	Περιεχόμενο κειμένου Ιστοσελίδων	Γλωσσο εξαρτώμενα	Σύνοψη
	Ανατροφοδότηση και σχόλια από πολίτες		Κατηγοριοποίηση Ομαδοποίηση Απάντηση ερωτήσεων Εξόρυξη γνώμης
Ανάλυση Ιστού	Διάφορες ιστοσελίδες	Ενσωμάτωση κειμένου και υπερσυνδέσμου	Εξόρυξη περιεχομένων ιστού
		Συμβολικό	Εξόρυξη δομής ιστού
		Μεταδεδομένα	Εξόρυξη χρήσης ιστού
Ανάλυση Πολυμέσων	Προϊόντα Πολυμέσων Εταιριών	Εικόνα	Σύνοψη
	Παραγόμενα από το χρήστη πολυμέσα	Ήχος	Σχολιασμός
	Κάμερες Επιτήρησης	Βίντεο	Ευρετηρίαση και ανάκτηση
	Προϊόντα Ιατρικών Πολυμέσων	Μαζικά	Συστάσεις
		Πλεονασμός	Ανίχνευση συμβάντων
Ανάλυση Δικτύου	Βιβλιομετρία Κοινωνιολογικά δίκτυα Κοινωνικά δίκτυα	Πλούσιο περιεχόμενο	Πρόβλεψη σύνδεσης
		Κοινωνικές σχέσεις	Ανίχνευση κοινοτήτων
		Θορυβώδη	Εξέλιξη δικτύου
		Πλεονασμός	Ανάλυση επιρροής
		Γρήγορη εξέλιξη	Αναζήτηση λέξεων-κλειδιών
			Κατηγοριοποίηση Ομαδοποίηση Μεταφορά Μάθησης
Ανάλυση Κίνησης	Εφαρμογές κινητών	Βασισμένα στη θέση/τοποθεσία	Έλεγχος/παρακολούθηση
	Αισθητήρες	Προσωποκεντρικά	Εξόρυξη δεδομένων βάσει τοποθεσίας
	RFID	Κατακερματισμένη πληροφορία	

**Πίνακας 7. Ταξινόμηση της ανάλυσης στο πεδίο των Big Data, (τροπ. από Hu et al., 2014).**

## 10. ΠΛΑΤΦΟΡΜΕΣ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ BIG DATA

### 10.1 HADOOP

Λόγω της μεγάλης επιτυχίας του συστήματος κατανεμημένων αρχείων της Google και του υπολογιστικού μοντέλου MapReduce στο χειρισμό της μαζικής επεξεργασίας δεδομένων, ο κλώνος του το Hadoop έχει προσελκύσει μεγάλη προσοχή τόσο από τη βιομηχανία όσο και από την ερευνητική κοινότητα. Στην πραγματικότητα το Hadoop είναι εδώ και καιρό ο στυλοβάτης του πεδίου των Big data. Το Apache Hadoop είναι ένα πλαίσιο λογισμικού ανοιχτού κώδικα που υποστηρίζει μαζική αποθήκευση και επεξεργασία δεδομένων. Αντί να βασίζεται σε ακριβό και ιδιόκτητο υλικό για αποθήκευση και επεξεργασία δεδομένων, το Hadoop επιτρέπει την κατανεμημένη επεξεργασία μεγάλης ποσότητας δεδομένων, σε μεγάλες συστάδες εμπορικών εξυπηρετητών. Το Hadoop έχει πολλά πλεονεκτήματα και τα ακόλουθα χαρακτηριστικά κάνουν το Hadoop ιδιαίτερα κατάλληλο για διαχείριση και ανάλυση Big data:

*Επεκτασιμότητα:* Το Hadoop επιτρέπει την αλλαγή στην κλίμακα του υλικού προς τα πάνω ή προς τα κάτω, χωρίς την ανάγκη αλλαγής της μορφής των δεδομένων. Το σύστημα θα αναδιανείμει αυτόματα τα δεδομένα και τις υπολογιστικές εργασίες για να υποστηρίξει τις αλλαγές στο υλικό.

*Αποδοτικότητα κόστους:* Το Hadoop φέρνει τον μαζικό παράλληλο υπολογισμό στους εμπορικούς εξυπηρετητές, οδηγώντας με αυτόν τον τρόπο σε σημαντική μείωση του κόστους ανά TB αποθήκευσης, που καθιστά τον μαζικό παράλληλο υπολογισμό προσιτό για την ολοένα αυξανόμενη όγκο των Big data.

*Ευελιξία:* Το Hadoop είναι ελεύθερο σχήματος και ικανό να απορροφήσει οποιοδήποτε τύπο δεδομένων από οποιοδήποτε αριθμό πηγών. Επιπλέον, διαφορετικοί τύποι δεδομένων από πολλαπλές πηγές μπορούν να συναθροίζονται στο Hadoop για περαιτέρω ανάλυση.

*Ανοχή σε σφάλματα:* Τα ελλιπή δεδομένα και οι αποτυχίες υπολογισμού είναι κοινά φαινόμενα στην ανάλυση των Big data. Το Hadoop μπορεί να ανακτήσει τις αστοχίες

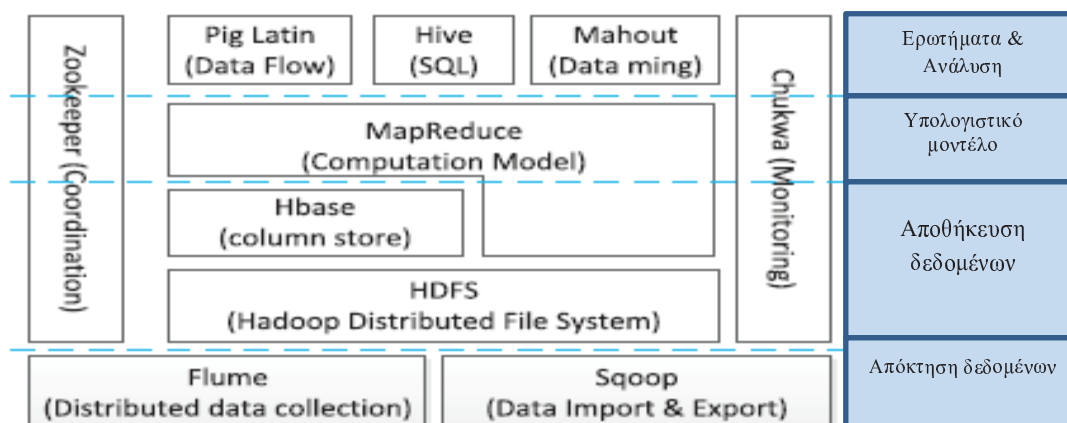


δεδομένων και υπολογισμού που μπορεί να προκληθούν από αποτυχία στους κόμβους ή συμφόρηση του δικτύου.

Στη συνέχεια περιγράφεται η βασική αρχιτεκτονική της βιβλιοθήκης λογισμικού Hadoop και παρουσιάζονται ορισμένες περιπτώσεις εφαρμογής του.

### 10.1.1 Στοίβες λογισμικού HADOOP

Η βιβλιοθήκη λογισμικού Apache Hadoop είναι ένα πλαίσιο μαζικού υπολογισμού που αποτελείται από διάφορες ενότητες που περιλαμβάνουν τις HDFS, Hadoop MapReduce, HBase και Chukwa. Οι ενότητες αυτές αποτελούν τα τμήματα των λειτουργιών της αλυσίδας των Big data και μπορούν να οδηγήσουν σε ισχυρές λύσεις για εφαρμογές τύπου παρτίδας. Η διαστρωμένη σε επίπεδα αρχιτεκτονική της βασικής βιβλιοθήκης του Hadoop απεικονίζεται στην εικόνα 11.



**Εικόνα 11.** Μια ιεραρχική αρχιτεκτονική της βιβλιοθήκης πυρήνα του λογισμικού Hadoop, που καλύπτει την κύρια λειτουργία της αλυσίδας των Big data (εισαγωγή δεδομένων, αποθήκευση δεδομένων, επεξεργασία δεδομένων).

Τα Apache Flume και Sqoop είναι δύο εργαλεία ενοποίησης δεδομένων που μπορούν να ολοκληρώσουν την απόκτηση των δεδομένων σε μια εφαρμογή Big data. Το Flume είναι ένα κατανεμημένο σύστημα που συλλέγει, συναθροίζει και μεταφέρει μεγάλες ποσότητες δεδομένων αρχείων καταγραφής από ανόμοιες πηγές σε μια κεντρική μονάδα αποθήκευσης. Το Sqoop επιτρέπει την εύκολη εισαγωγή και εξαγωγή δεδομένων ανάμεσα σε δομημένες αποθήκες δεδομένων και στο Hadoop. Τα Hadoop HDFS και HBase είναι υπεύθυνα για την αποθήκευση των δεδομένων. Το HDFS είναι ένα κατανεμημένο σύστημα αρχείων που αναπτύχθηκε για να λειτουργεί σε εμπορικό υλικό που αναφέρεται στο σχεδιασμό του συστήματος αρχείων της Google (GFS). Το HDFS είναι το κύριο υπόστρωμα αποθήκευσης δεδομένων των

εφαρμογών του Hadoop. Μια συστάδα HDFS αποτελείται από ένα μοναδικό όνομα κόμβου (*NameNode*) που διαχειρίζεται τα μεταδεδομένα του συστήματος αρχείων και από συλλογές δεδομένων κόμβων (*DataNodes*) που αποθηκεύουν τα πραγματικά δεδομένα. Ένα αρχείο διαχωρίζεται σε ένα ή περισσότερα μπλοκ και αυτά τα μπλοκ αποθηκεύονται σε ένα σύνολο από (*DataNodes*). Κάθε μπλοκ έχει αρκετά αντίγραφα καταναμημένα σε διαφορετικούς *DataNodes* για την πρόληψη της περίπτωσης ελλিপών δεδομένων. Το Apache HBase είναι μια αποθήκη σε προσανατολισμό στήλης που διαμορφώθηκε με βάση το Bigtable της Google. Συνεπώς το Apache HBase παρέχει λειτουργίες όπως του Bigtable, πάνω από την κορυφή του HDFS. Το HBase μπορεί να χρησιμεύσει τόσο ως είσοδος όσο και ως έξοδος για τις εργασίες του MapReduce που τρέχουν στο Hadoop και μπορεί να προσπελαστεί μέσω Java API, REST, Avro ή Thrift API's.

Το Hadoop MapReduce είναι ο πυρήνας υπολογισμού για τη μαζική ανάλυση δεδομένων και διαμορφώθηκε βάσει του MapReduce της Google. Η δομή του MapReduce αποτελείται από ένα μοναδικό κύριο Ιχνηλάτη Εργασιών (*JobTracker*) και ένα εργάτη Ιχνηλάτη υπό-εργασιών (*TaskTracker*) για κάθε κόμβο συστάδας. Ο *JobTracker* είναι υπεύθυνος για τον προγραμματισμό των εργασιών για τους εργάτες (*TaskTracker*), παρακολουθώντας τους και ορίζοντας την εκ νέου εκτέλεση των αποτυχημένων υπό-εργασιών. Οι εργάτες εκτελούν τις υπό-εργασίες όπως ορίζεται από τον *JobTracker*. Η δομή του MapReduce και το HDFS τρέχουν στο ίδιο σύνολο κόμβων, κάτι που επιτρέπει να προγραμματίζονται οι υπό-εργασίες στους κόμβους στους οποίους υπάρχουν ήδη δεδομένα. Το Pig Latin και το Hive είναι δύο δηλωτικές γλώσσες τύπου SQL υψηλού επιπέδου, που εκφράζουν εργασίες ανάλυσης μεγάλων συνόλων δεδομένων σε προγράμματα MapReduce. Το Pig Latin είναι κατάλληλο για περιπτώσεις ροής δεδομένων και μπορεί να παράγει ακολουθίες MapReduce προγραμμάτων, ενώ το Hive διευκολύνει την γρήγορη περίληψη δεδομένων και ad hoc ερωτήματα. Το Mahout είναι μια βιβλιοθήκη εξόρυξης δεδομένων που εφαρμόζεται στην κορυφή του Hadoop, που χρησιμοποιεί το μοντέλο του MapReduce. Το Mahout περιλαμβάνει βασικούς αλγόριθμους για ομαδοποίηση, ταξινόμηση και συνεργατικό φιλτράρισμα που βασίζεται σε τεμάχια-παρτίδες (batch-based). Το Zookeeper και το Chukwa χρησιμοποιούνται για τη διαχείριση και την παρακολούθηση καταναμημένων εφαρμογών που τρέχουν στο Hadoop. Ειδικότερα, το Zookeeper είναι μια κεντρική υπηρεσία για τη διατήρηση της διαμόρφωσης και

της ονομασίας, παρέχει καταναμημένο συγχρονισμό και υπηρεσίες ομάδας. Το Chukwa είναι υπεύθυνο για την παρακολούθηση της κατάστασης του συστήματος και μπορεί να εμφανίσει, να παρακολουθήσει και να αναλύσει τα συλλεγόμενα δεδομένα. Μια σύντομη περίληψη της λειτουργικής ταξινόμησης των ενοτήτων του Hadoop παρουσιάζεται στον πίνακα 8. Στο πλαίσιο αυτής της κατάταξης το Flume και το Sqoop καλύπτουν τη λειτουργία της απόκτησης δεδομένων, το HDFS και το HBase είναι υπεύθυνα για την αποθήκευση των δεδομένων, τα MapReduce, Pig Latin, Hive και Mahout εκτελούν επεξεργασία δεδομένων και λειτουργίες επερωτήσεων και τα Zookeeper και Chukwa συντονίζουν διαφορετικές ενότητες που τρέχουν στην πλατφόρμα των Big data.

**Πίνακας 8. Σύνοψη των ενοτήτων του Hadoop (τροπ. από Hu H. et al., 2014).**

Λειτουργία	Ενότητα	Περιγραφή
Απόκτηση δεδομένων	Flume	Συλλογή δεδομένων από διαφορετικές πηγές σε κεντρική αποθηκευτική μονάδα
	Sqoop	Εισαγωγή και εξαγωγή δεδομένων μεταξύ δομημένων αποθηκευτικών μονάδων και Hadoop
Αποθήκευση δεδομένων	HDFS	Καταναμημένο Σύστημα Αρχείων
	Hbase	Αποθήκευση δεδομένων βασισμένη σε στήλες
Υπολογισμός	MapReduce	Συνάθροιση ομάδων Υπολογιστικό πλαίσιο
Ερωτήματα και Ανάλυση	Pig Latin	Τύπου SQL γλώσσα για εργασίες ροής δεδομένων
	Hive	Τύπου SQL γλώσσα για ερωτήματα δεδομένων
	Mahout	Βιβλιοθήκη εξόρυξης δεδομένων
Διαχείριση	Zookeeper	Διαμόρφωση υπηρεσιών, συγχρονισμός κ.α.
	Chukwa	Παρακολούθηση του συστήματος

### 10.1.2 Ανάπτυξη του HADOOP

Το Hadoop είναι πλέον ευρέως υιοθετημένο στη βιομηχανία και την έρευνα, για εφαρμογές που περιλαμβάνουν φιλτράρισμα ανεπιθύμητων μηνυμάτων, την αναζήτηση στο Διαδίκτυο, ανάλυση ροής κλικ, συστάσεις στα κοινωνικά δίκτυα κ.α. [22]. Το 2012 η Yahoo! λειτουργούσε το Hadoop σε 42.000 εξυπηρετητές σε 4 κέντρα δεδομένων, η μεγαλύτερη της συστάδα Hadoop κατείχε 4.000 κόμβους αλλά επρόκειτο να αυξηθεί στους 10.000 με την έκδοση του Apache Hadoop 2.0. [22]. Η Hadoop συστάδα της Facebook επεξεργάστηκε 100 PB δεδομένων, και αυτός ο όγκος αυξήθηκε κατά περίπου μισό PB την ημέρα, τον Νοέμβριο του 2012 [22]. Οργανισμοί και εταιρίες που χρησιμοποιούν Hadoop μπορούν να βρεθούν στο [8]. Επιπρόσθετα, υπάρχει μια σειρά εταιριών που προσφέρουν εμπορικές εφαρμογές ή/και παροχή υποστήριξης για το Hadoop [παράρτημα]. Ολοένα και περισσότερο θα εφαρμόζονται τεχνολογίες σύννεφου σε επιστημονικές περιοχές όχι άμεσα σχετιζόμενες και η χρήση της δομής MapReduce, μπορεί να προσφέρει άνετες διεπαφές χρήστη με ελάχιστο κόστος [22].

### 10.1.3 Αναγκαίες βελτιώσεις στο HADOOP

Παρά τα πολλά πλεονεκτήματα το Hadoop εξακολουθεί να στερείται ορισμένα χαρακτηριστικά που βρίσκονται στα ΣΣΔΒΔ (RDBMS). Ενδεικτικά, επειδή το Hadoop δεν έχει σχήμα και ευρετήριο, θα πρέπει να αναλύει κάθε στοιχείο κατά την ανάγνωση της εισόδου και να μετατρέπει την είσοδο σε αντικείμενα δεδομένων, κάτι που οδηγεί σε υποβάθμιση της απόδοσης. Επιπλέον αν και το Hadoop παρέχει μια ενιαία και σταθερή ροή δεδομένων, πολλοί πολύπλοκοι αλγόριθμοι είναι δύσκολο να εφαρμοστούν σε μια εργασία μόνο με Map και Reduce καθήκοντα. Στη συνέχεια παραθέτονται διάφορες προσεγγίσεις που χρησιμοποιούνται σήμερα για τη βελτίωση των αδύναμων σημείων της δομής του Hadoop, όπως παρουσιάζονται στην εργασία [22]:

*Ευέλικτη ροή δεδομένων:* Πολλοί αλγόριθμοι δεν μπορούν άμεσα να κατανεμηθούν στις MapReduce λειτουργίες, όπως οι αλγόριθμοι τύπου βρόχου που χρειάζονται πληροφορίες κατάστασης για την εκτέλεση και τον τερματισμό τους. Ερευνητικές προσπάθειες έχουν γίνει για την επέκταση του Hadoop και την υποστήριξη ευέλικτης ροής δεδομένων, το HaLoop [267] και το Twister [268] είναι τέτοια συστήματα που υποστηρίζουν προγράμματα τύπου βρόχου στο Hadoop.

*Χειριστές μπλοκαρίσματος:* Οι λειτουργίες Map και Reduce είναι λειτουργίες μπλοκαρίσματος δηλαδή μια εργασία δεν μπορεί να προωθηθεί στο επόμενο επίπεδο έως ότου όλες οι υπό-εργασίες έχουν ολοκληρωθεί στο αρχικό στάδιο. Αυτή η ιδιότητα προκαλεί υποβάθμιση της απόδοσης και κάνει το Hadoop μη κατάλληλο για on – line επεξεργασία [22]. Οι Logothetis et al. [269] δημιούργησαν σε κατανεμημένο σύστημα, μια αφαίρεση του MapReduce για ad hoc επεξεργασία δεδομένων. Το MapReduce Online [270] έχει σχεδιαστεί για να υποστηρίζει on – line συναθροίσεις και συνεχή ερωτήματα. Έχουν χρησιμοποιηθεί επίσης, πίνακες κατακερματισμού (hash tables) για καλύτερη απόδοση και σταδιακά αυξανόμενη επεξεργασία [271], [272].

*Βελτιστοποίηση Εισόδου/Εξόδου:* Κάποιες προσεγγίσεις αξιοποιούν δομές ευρετηρίου ή συμπίεση δεδομένων για να μειώσουν το κόστος εισόδου/εξόδου στο Hadoop. Το Hadoop++ [273] παρέχει μια μορφή αρχείων δομημένη σε ευρετήριο που βελτιώνει το κόστος εισόδου/εξόδου. Το HadoopDB [274] αξιοποιεί ΣΔΒΔ (DBMS) σαν αποθήκευση σε κάθε κόμβο για να ωφεληθεί από τα ευρετήρια των DB.

*Προγραμματισμός εργασιών:* Ο προγραμματιστής εργασιών του Hadoop εφαρμόζει μια απλή ευρετική στρατηγική προγραμματισμού που συγκρίνει τη πρόοδο κάθε υπό-εργασίας με τη μέση πρόοδο, για να καθορίσει την επανεκτέλεση υπό-εργασιών. Αυτή η μέθοδος δεν είναι κατάλληλη για ετερογενή περιβάλλοντα. Έχει σχεδιαστεί ο προγραμματισμός Μέγιστου προσεγγιστικού χρόνου μέχρι το τέλος (Longest Approximation Time to End – LATE) για να βελτιώσει το χρόνο απόκρισης του Hadoop σε ετερογενή περιβάλλοντα. Σε ένα περιβάλλον πολλών χρηστών στο οποίο οι χρήστες ταυτόχρονα εκτελούν τις εργασίες τους σε μια συστάδα, το Hadoop υλοποιεί δύο σχήματα προγραμματισμού: *δίκαιο προγραμματισμό* (fair scheduling) και *προγραμματισμό χωρητικότητας* (capacity scheduling). Αυτές οι δύο μέθοδοι οδηγούν σε φτωχή χρήση των πόρων. Υπάρχει ερευνητική προσπάθεια για τη βελτίωση των πολιτικών προγραμματισμού στο Hadoop, με ενδεικτικές εργασίες τον προγραμματιστή καθυστέρησης (delay scheduler) [275], τον δυναμικό αναλογικό προγραμματιστή (dynamic proportional scheduler) [276], τον προγραμματιστή περιορισμένης προθεσμίας (deadline constraint scheduler) [277] και τον προγραμματιστή που είναι ενήμερος για τους πόρους (resource-aware scheduler) [278].

*Συνδέσεις:* Το MapReduce έχει σχεδιαστεί να επεξεργάζεται μια μόνο είσοδο. Η επέκταση του υποστηρικτικού χειριστή συνδέσεων επιτρέπει στο Hadoop να διαθέτει πολλές εισόδους. Οι μέθοδοι συνδέσεων μπορούν χονδρικά να κατηγοριοποιηθούν σε δύο ομάδες: σύνδεση από την πλευρά της Map λειτουργίας [279] και σύνδεση από τη πλευρά της Reduce λειτουργίας [280].

*Συντονισμός απόδοσης:* Το Hadoop παρέχει ένα γενικό πλαίσιο για την υποστήριξη μιας ποικιλίας εφαρμογών, αλλά το προεπιλεγμένο σχήμα διαμόρφωσης δεν εγγυάται ότι όλες οι εφαρμογές τρέχουν με τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Έχει προταθεί μια προσέγγιση αυτόματου συντονισμού για την εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων του συστήματος για δοσμένα δεδομένα εισόδου [281], καθώς και μια στατική μέθοδος ανάλυσης για την αυτόματη βελτιστοποίηση μιας μοναδικής εργασίας MapReduce [282].

*Ενεργειακή βελτιστοποίηση:* Μια συστάδα Hadoop αποτελείται συνήθως από μια μεγάλη συλλογή εμπορικών εξυπηρετητών, οι οποίοι καταναλώνουν σημαντική ποσότητα ενέργειας. Το γεγονός αυτό κάνει επιτακτική την ανάγκη για την εύρεση μιας μεθόδου για την αποτελεσματική ενεργειακή διαχείριση στον έλεγχο των κόμβων, σε μια συστάδα Hadoop. Η προσέγγιση κάλυψης συνόλου (Covering-set) [283], προσδιορίζει συγκεκριμένους κόμβους να φιλοξενούν τουλάχιστον ένα αντίγραφο από κάθε μπλοκ δεδομένων και άλλους κόμβους να βρίσκονται εκτός λειτουργίας κατά τη διάρκεια περιόδων χαμηλής χρησιμοποίησης. Η στρατηγική όλου μέσα (all in) [284] εξοικονομεί ενέργεια απενεργοποιώντας όλους τους κόμβους έως ότου η ουρά εργασιών υπερβεί ένα προκαθορισμένο κατώφλι.

Οι εργασίες [285] και [286] περιέχουν περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τα παραπάνω. Είναι χρήσιμο να επισημανθεί πως το Hadoop έχει σχεδιαστεί για εφαρμογές που τα δεδομένα βρίσκονται σε τεμάχια ή παρτίδες (batch type). Σε πολλές εφαρμογές πραγματικού χρόνου, όπου η επεξεργασία πρέπει να γίνει σε μη σαφώς οριοθετημένα δεδομένα αλλά σε δεδομένα ροής, το Storm [35] είναι μια καλή λύση. Το Storm μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ανάλυση πραγματικού χρόνου, σε on line μηχανική μάθηση, σε συνεχή υπολογισμό και σε κατανεμημένο RPC (Remote Processing Call). Τέλος, η Twitter παρουσίασε ένα ανοιχτό πρόγραμμα με την επωνυμία Summingbird [287] το οποίο ενσωματώνει το Hadoop και το Storm.

## **11. ΣΗΜΕΙΑ ΑΝΑΦΟΡΑΣ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ BIG DATA**

Η σειρά των σημείων αναφοράς του TCP ( Transaction Processing Performance Council) έχει επιταχύνει σημαντικά την ανάπτυξη και την εμπορευματοποίηση των παραδοσιακών σχεσιακών βάσεων δεδομένων. Με την ωρίμανση των συστημάτων των Big data γίνεται προσπάθεια για τη δημιουργία αντίστοιχων του TCP, σημείων αναφοράς για την αξιολόγηση και τη σύγκριση της απόδοσης αυτών των συστημάτων

### **11.1 ΠΡΟΣΠΑΘΕΙΕΣ ΤΥΠΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΗΜΕΙΩΝ ΑΝΑΦΟΡΑΣ**

Τα μοναδικά χαρακτηριστικά των συστημάτων Big data παρουσιάζουν τις ακόλουθες προκλήσεις όσον αφορά τις προσπάθειες για τυποποίηση σημείων αναφοράς [288]:

*Πολυπλοκότητα του συστήματος:* Τα συστήματα Big data αποτελούν συχνά την οργανική σύνθεση πολλαπλών ενότητων ή συστατικών. Αυτές οι ενότητες έχουν διαφορετικές λειτουργίες και συνδέονται μαζί. Η μοντελοποίηση ολόκληρου του συστήματος και η διύλιση ενός ενιαίου πλαισίου κατάλληλου για κάθε ενότητα δεν είναι απλή.

*Ποικιλία εφαρμογών:* Ένα καλά ορισμένο πλαίσιο σημείων αναφοράς, θα πρέπει να αντανakλά τα αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά των συστημάτων Big data , όπως η ανισομέρεια των τύπων δεδομένων, το πρότυπο πρόσβασης των εφαρμογών και τις απαιτήσεις απόδοσης. Εξαιτίας της ποικιλομορφίας των εφαρμογών Big data , η εξόρυξη των βασικών χαρακτηριστικών είναι περίπλοκη.

*Κλίμακα των δεδομένων:* Στα παραδοσιακά TPC σημεία αναφοράς, τα σύνολα δοκιμών είναι συχνά πολύ μεγαλύτερα από τα πραγματικά προς ανάλυση δεδομένα. Συνεπώς, τα αποτελέσματα των δοκιμών μπορούν να δείξουν με ακρίβεια την πραγματική απόδοση. Ο όγκος των δεδομένων των Big data από την άλλη, είναι τεράστιος και συνεχώς αυξανόμενος και πρέπει να βρεθεί αποτελεσματικός τρόπος για έλεγχο της παραγωγής των δεδομένων, από μικρά σύνολα δεδομένων.

*Εξέλιξη του συστήματος:* Ο ρυθμός αύξησης των Big data έχει ανοδική τάση και έτσι τα συστήματα Big data πρέπει να εξελιχθούν ανάλογα ώστε να συγχρονιστούν με τις αναδυόμενες απαιτήσεις. Κατά συνέπεια ένα σύστημα σημείων αναφοράς των ΒΔ πρέπει να έχει την ιδιότητα να προσαρμόζεται γρήγορα.

### *Έρευνα για καθορισμό σημείων αναφοράς*

Η έρευνα για τον καθορισμό σημείων αναφοράς στα Big data μπορεί να χωριστεί σε δύο κατηγορίες: σημεία αναφοράς *ως προς τα συστατικά στοιχεία* (component level) και σημεία αναφοράς *ως προς το σύστημα* (system level). Τα σημεία αναφοράς ως προς τα συστατικά στοιχεία ονομάζονται αλλιώς μικρό-σημεία αναφοράς (micro-benchmarks) και σκοπό έχουν να διευκολύνουν τη σύγκριση απόδοσης για ένα αυτόνομο συστατικό, ενώ τα σημεία αναφοράς ως προς το σύστημα παρέχουν ένα πλαίσιο δοκιμών του συστήματος end to end. Από τα συστατικά στοιχεία που συνδέονται με τα Big data, η αποθήκευση δεδομένων έχει αναπτυχθεί επαρκώς και μπορεί να μοντελοποιηθεί με ακρίβεια. Έτσι, έχουν αναπτυχθεί πολλά μικρό – σημεία αναφοράς για το συστατικό στοιχείο αποθήκευση δεδομένων που μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις τύπους:

*Σημεία αναφοράς TCP* : Η σειρά σημείων αναφοράς TCP [289] έχει κατασκευαστεί βάσει της συναίνεσης της βιομηχανίας για αντιπροσωπευτική συμπεριφορά στην αξιολόγηση του φόρτου εργασίας των συναλλαγών για τις σχεσιακές βάσεις δεδομένων. Το σημείο αναφοράς του TCP που σχετίζεται με την υποστήριξη αποφάσεων και ονομάζεται TCP-DS [290], καλύπτει ορισμένες πτυχές συστημάτων Big data. Ειδικότερα, το TCP-DS μπορεί να παράγει το πολύ 100 terabytes (τρέχον όριο) δομημένων δεδομένων, να αρχικοποιήσει την βάση δεδομένων και να εκτελέσει SQL ερωτήματα τόσο για έναν όσο και για πολλαπλούς χρήστες [22].

*No-SQL σημείο αναφοράς*: Τα αδόμητα δεδομένα κυριαρχούν στα σύνολα δεδομένων των Big data και οι αποθήκες NoSQL έχουν επιδείξει μεγάλες δυνατότητες στο χειρισμό ημι-δομημένων και αδόμητων δεδομένων. Σε αυτό το πλαίσιο, η Yahoo! ανέπτυξε το δικό της σημείο αναφοράς που βασίζεται στην εξυπηρέτηση βασισμένη σε υπηρεσίες σύννεφου (cloud – serving), το YSCB [165] για να αξιολογεί τις NoSQL αποθήκες δεδομένων. Το YSCB αποτελείται από έναν πελάτη δημιουργίας φόρτου εργασίας και ένα πακέτο τυποποιημένων φόρτων εργασίας που καλύπτουν τα βασικά τμήματα του χώρου απόδοσης όπως το βαρύ φόρτο εργασίας ανάγνωσης (read – heavy workload), το βαρύ φόρτο εργασίας εγγραφής (write – heavy workload) και το φόρτο εργασίας σάρωσης. Αυτά τα τρία φορτία εργασίας έχουν εκτελεστεί σε τέσσερις διαφορετικές αποθήκες δεδομένων τις: Cassandra, HBase, PNUMs και σε μια απλή διαμοιραζόμενη εφαρμογή MySQL. Νεότερες έρευνες έχουν επεκτείνει το πλαίσιο εργασίας του YSCB για να ενσωματώσουν προηγμένα χαρακτηριστικά όπως



προ-διαχωρισμό (pre-splitting), ογκώδη φόρτωση (bulk loading) και φιλτράρισμα από τη μεριά του εξυπηρετητή (server-side filtering) [291],[292].

*Σημείο αναφοράς του Hadoop:* Με δεδομένη την τάση επικράτησης του MapReduce και της ανοιχτού κώδικα εφαρμογής του Hadoop, υπάρχει ανάγκη να κατασκευαστεί ένα σύνολο σημείων αναφοράς του MapReduce παρόμοια με εκείνη του TCP, με αντίστοιχη συναίνεση και συμμετοχή της βιομηχανίας. Τα GridMix [293] και PigMix [294] είναι δύο ενσωματωμένα πλαίσια δοκιμών του Apache Hadoop, τα οποία μπορούν να αξιολογήσουν την απόδοση των συστάδων του Hadoop και τα ερωτήματα του Pig αντίστοιχα. Αποτελέσματα δοκιμών σύγκρισης του Hadoop με άλλα παράλληλα συστήματα διαχείρισης σχεσιακών βάσεων δεδομένων (ΣΣΔΒΔ) αποκάλυψαν συμβιβασμούς στην απόδοση και έδειξαν πως τα συστήματα που θα χρησιμοποιηθούν στο μέλλον οφείλουν να ενσωματώσουν πτυχές και των δύο τύπων αρχιτεκτονικής [295]. Το GraySort [296] είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο σημείο αναφοράς για διαλογή, που μετράει την απόδοση πολύ μεγάλων τύπων. Αυτά τα σημεία αναφοράς μπορούν να θεωρηθούν ως πολύπλοκες υπερθέσεις πολλών εργασιών διαφόρων τύπων και μεγεθών. Οι Chen et al. [297] συγκρίνοντας και αναλύοντας παραγόμενα ίχνη του MapReduce από τη Facebook και τη Yahoo!, ανέπτυξαν ένα ανοιχτού κώδικα στατιστικό διανεμητή φόρτου εργασίας (statistical workload injector) για το MapReduce το SWIM. Η σουίτα του SWIM περιλαμβάνει τρία βασικά στοιχεία: ένα αποθετήριο φόρτου εργασίας από πραγματικές περιπτώσεις στο MapReduce, εργαλεία σύνθεσης φόρτου εργασίας για την παραγωγή αντιπροσωπευτικού φόρτου εργασίας και εργαλεία επανάληψης του φόρτου εργασίας για την εκτέλεση του ιστορικού φόρτου εργασίας. Η σουίτα του SWIM μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίτευξη ρεαλιστικών αξιολογήσεων της επίδοσης, που βασίζονται στο φόρτο εργασίας καθώς και για τον εντοπισμό και την αναγνώριση συμφόρησης πόρων ή εργαλείων βελτιστοποίησης, που σχετίζονται με συγκεκριμένο φόρτο εργασίας. Ανάλυση για παραγωγή ιχνών φόρτου εργασίας μπορεί να βρεθεί στο [298]. Ένα από άκρο σε άκρο (end to end) σημείο αναφοράς στα Big data το BigBench [299], αναπτύχθηκε σύμφωνα με το μοντέλο λιανικής πώλησης. Το BigBench αποτελείται από δύο βασικά συστατικά μέρη, μια γεννήτρια δεδομένων και μια προδιαγραφή ερωτημάτων φόρτου εργασίας. Η γεννήτρια δεδομένων μπορεί να παρέχει τρεις τύπους ακατέργαστων δεδομένων, δομημένα, ήμι-δομημένα και αδόμητα, με κλιμακούμενους όγκους. Δανειζόμενη τα αντιπροσωπευτικά

χαρακτηριστικά των προϊόντων λιανικής πώλησης από μια αναφορά της McKinsey, η προδιαγραφή των ερωτημάτων ορίζει τους τύπους των δεδομένων των ερωτήσεων, τη γλώσσα επεξεργασίας δεδομένων και τους αλγόριθμους ανάλυσης [22].

### 11.2 ΣΥΓΧΡΟΝΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΣΤΑ ΣΗΜΕΙΑ ΑΝΑΦΟΡΑΣ BIG DATA

Πρόσφατα, το TCP (Transaction Processing Performance Council) έχει δημοσιεύσει δύο σημεία αναφοράς άμεσα σχετιζόμενα με το πεδίο των Big data [300], αφού η αναγκαιότητα για αυτή την ενέργεια ήταν δεδομένη, το TCP Express Benchmark <sup>TM</sup> HS (TPCx – HS) και το TPCx –BB (Big Bench).

Το *TCP Express Benchmark <sup>TM</sup> HS (TPCx – HS)* αναπτύχθηκε για να παρέχει μια αντικειμενική μέτρηση του υλικού (hardware), του λειτουργικού συστήματος και των εμπορικών διανομών λογισμικού συμβάντων, με σύστημα αρχείων API Apache Hadoop και για να παρέχει στο πεδίο των Big data, επαληθεύσιμες μετρήσεις επιδόσεων, επιδόσεις τιμών και μετρήσεις διαθεσιμότητας. Το σημείο αναφοράς μοντελοποιεί ένα σύστημα διαρκούς διαθεσιμότητας 24/7. Η μοντελοποιημένη εφαρμογή είναι απλή και τα αποτελέσματα είναι ιδιαίτερα συναφή με το υλικό και το λογισμικό που σχετίζονται γενικά με τα συστήματα Big data. Το TPCx – HS δίνει έμφαση τόσο στο υλικό όσο και στο λογισμικό (π.χ. χρόνος εκτέλεσης Hadoop, χρόνος εκτέλεσης συμβάντων και επιπέδων MapReduce). Ο φόρτος εργασίας κάθε διεργασίας, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση ενός ευρέος φάσματος τοπολογιών και εφαρμογών του συστήματος των συστάδων Hadoop. Το TPCx – HS μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση ενός ευρέος φάσματος τοπολογιών συστήματος και μεθοδολογιών εφαρμογής με ένα τεχνικά αυστηρό και άμεσα συγκρίσιμο και ουδέτερο από τον προμηθευτή τρόπο.

Το *TPCx –BB (Big Bench)* είναι ένα εργαλείο Express Benchmark (άμεσο σημείο αναφοράς) για τη μέτρηση της απόδοσης των συστημάτων Big data που βασίζονται στο Hadoop. Μετράει την απόδοση τόσο των στοιχείων του υλικού όσο και του λογισμικού εκτελώντας 30 συχνά εκτελούμενες αναλυτικές αναζητήσεις στο πλαίσιο των χαρακτηριστικών εμπορίου λιανικής πώλησης, με φυσική και online παρουσία καταστημάτων. Τα ερωτήματα εκφράζονται σε SQL για δομημένα δεδομένα και σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για ημί-δομημένα και μη δομημένα δεδομένα. Τα ερωτήματα SQL μπορούν να χρησιμοποιήσουν το Hive ή το Spark ενώ οι αλγόριθμοι

μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούν βιβλιοθήκες μηχανικής μάθησης, λειτουργίες που ορίζονται από τον χρήστη και προγράμματα διεργασιών.

### **Χαρακτηριστικά του φόρτου εργασίας TPCx – BB**

- Αντιπροσωπεύει δομημένους, ημί-δομημένους και μη δομημένους τύπους δεδομένων.
- 30 προσομοιώσεις περιπτώσεων χρήσης, επεξεργασία Big data, ανάλυση Big data και αναφορά.
- Κάλυψη για εργασίες Big data τόσο σύντομου χρονικού διαστήματος όσο και μεγάλης διάρκειας, με χρόνους εκτέλεσης που κυμαίνονται από δευτερόλεπτα έως ώρες.
- Πολλαπλοί συντελεστές κλίμακας για επιλογή, για την αντιμετώπιση της κλιμάκωσης του μεγέθους του συνόλου δεδομένων.
- Ταυτόχρονα νήματα υποστηρίζουν πολλαπλές εργασίες με διαφορετικά χαρακτηριστικά που εκτελούνται σε μια συστάδα και επιτρέπουν την κλιμάκωση των κόμβων.
- Μετρήσεις επιδόσεως και τιμών για την παροχή ουσιαστικής γνώσης σχετικά με την απόδοση έναντι του κόστους.
- Υποστηρίζει το Hive στο MapReduce, το Hive στο Spark, το Hive στο Tez. Υπάρχει ευελιξία για τη διεύρυνση της κάλυψης για οποιοσδήποτε άλλες επερχόμενες πλατφόρμες.

Τέλος να αναφερθεί ότι παρέχεται κιτ TPCx – BB για την εκτέλεση των παραπάνω.

### **11.3 ΤΟ ΜΕΛΛΟΝ ΤΩΝ ΣΗΜΕΙΩΝ ΑΝΑΦΟΡΑΣ**

Στόχος των δοκιμών των σημείων αναφοράς είναι να διευκολύνει τη σύγκριση της απόδοσης των διάφορων προσεγγίσεων. Για μια δοσμένη συλλογή συστημάτων Big data, ένα καλά ορισμένο σημείο αναφοράς πρέπει να επιλέξει σαν είσοδο ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο δεδομένων, να μοντελοποιήσει τη ροή της εφαρμογής, να εξάγει τις τυπικές λειτουργίες και να τις τρέξει στο σύνολο δεδομένων, και τέλος να ορίσει τις μετρήσεις αξιολόγησης για να συγκρίνει την απόδοση [22]. Υπάρχουν δύο βασικά στάδια στη διαδικασία αξιολόγησης, η παραγωγή των δεδομένων και η μοντελοποίηση της εφαρμογής. Στο πλαίσιο των Big data, εκτός της παραγωγής απλών δομημένων και αδόμητων δεδομένων, η γεννήτρια δεδομένων πρέπει να είναι σε θέση να παράγει ένα μεγάλο όγκο δεδομένων με περίπλοκα χαρακτηριστικά που

αντανακλούν την εγγενή φύση των δεδομένων που παράγονται, τα οποία χαρακτηρίζονται μεταξύ άλλων από ιεραρχία, συνάφεια και ταχεία ανάπτυξη. Επιπλέον, το μοντέλο εφαρμογής πρέπει να περιγράφει την ποικιλότητα και την συσχέτιση μεταξύ των πεδίων των εφαρμογών των Big data.

## **12. ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ και ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ**

### **12.1 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ**

Πολλές προκλήσεις στα συστήματα Big data, χρήζουν προσοχής από την ερευνητική κοινότητα. Παρακάτω, αναφέρονται ανοιχτά ζητήματα που καλύπτουν όλο τον κύκλο ζωής των Big data, από την πλατφόρμα των Big data και το μοντέλο επεξεργασίας έως το σενάριο εφαρμογής:

*Πλατφόρμα Big data:* Αν και το Hadoop αποτελεί το κύριο εργαλείο στις πλατφόρμες ανάλυσης Big data, βρίσκεται μακριά από την ωριμότητά του σε σύγκριση με τα συστήματα διαχείρισης ΣΒΔ, που αποτελεί τεχνολογία άνω των σαράντα ετών. Καταρχήν, το Hadoop πρέπει να ενσωματώσει τη συλλογή και μεταφορά μαζικών δεδομένων πραγματικού χρόνου και να παρέχει γρηγορότερη επεξεργασία πέραν του παραδείγματος επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων. Έπειτα, το Hadoop παρέχει μια συνοπτική διεπαφή προγραμματισμού για τον χρήστη, ενώ η πολύπλοκη εκτέλεση των εργασιών παραμένει μη εμφανής, στο παρασκήνιο. Αυτή η απλότητα προκαλεί χαμηλή απόδοση. Θα πρέπει να εφαρμοστεί μια πιο προηγμένη διεπαφή, ανάλογη με εκείνη των ΣΔΣΒΔ, με παράλληλη βελτιστοποίηση του Hadoop, από κάθε πλευρά. Ακόμη, μια μεγάλης κλίμακας συστάδα του Hadoop, αποτελείται από χιλιάδες ή ακόμη εκατοντάδες χιλιάδες εξυπηρετητές, που σημαίνει σημαντική κατανάλωση ενέργειας. Το εάν λοιπόν αναπτυχθεί περαιτέρω το Hadoop σχετίζεται σε μεγάλο βαθμό και με την ενεργειακή του απόδοση. Τέλος, η προστασία της ιδιωτικής ζωής και η ασφάλεια αποτελούν ζητήματα μεγάλης σημασίας στην εποχή των Big data, έτσι μια πλατφόρμα Big data θα πρέπει να βρει την ισορροπία μεταξύ της επεξεργασίας δεδομένων και του ελέγχου πρόσβασης στα δεδομένα.

*Μοντέλο επεξεργασίας:* Είναι δύσκολο για τα σύγχρονα και ώριμα παραδείγματα επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων, να προσαρμοστούν στον ταχέως αυξανόμενο όγκο δεδομένων και στις αναδυόμενες απαιτήσεις πραγματικού χρόνου. Δύο πιθανές λύσεις θα μπορούσαν να είναι ο σχεδιασμός, ενός νέου μοντέλου επεξεργασίας

πραγματικού χρόνου ή ενός νέου μηχανισμού ανάλυσης των δεδομένων. Στο ισχύον παράδειγμα επεξεργασίας δέσμης τεμαχίων, τα δεδομένα πρέπει να αποθηκευτούν πρώτα και στη συνέχεια ολόκληρο το σύνολο δεδομένων θα πρέπει να σαρωθεί για την παραγωγή του αποτελέσματος της ανάλυσης. Καταναλώνεται λοιπόν πολύς χρόνος κατά τη διάρκεια της μεταφοράς, αποθήκευσης και επαναλαμβανόμενης σάρωσης των δεδομένων. Ένα νέο μοντέλο επεξεργασίας πραγματικού χρόνου θα μπορούσε να μειώσει αυτού του είδους το κόστος. Για παράδειγμα, ο σταδιακός υπολογισμός αναλύει μόνο τα προστιθέμενα δεδομένα συνδυάζει αυτή την ανάλυση με την αρχική κατάσταση, για δώσει στην έξοδο το αποτέλεσμα. Ακόμη, μια *in situ* ανάλυση θα απέφυγε την επιβάρυνση της μεταφοράς αρχείων προς τη κεντρική υποδομή αποθήκευσης, βελτιώνοντας έτσι την απόδοση σε πραγματικό χρόνο. Λόγω του χαρακτηριστικού της αραιότητας των Big data, που μπορεί να προσδώσει αξία, ένας νέος μηχανισμός ανάλυσης δεδομένων θα μπορούσε να υιοθετήσει μείωση διαστάσεων (dimensionality reduction) ή ανάλυση δεδομένων βασισμένη σε δειγματοληψία (sampling-based) για να μειώσει την ποσότητα των δεδομένων που πρέπει να αναλυθούν.

*Εφαρμογή των Big Data:* Η έρευνα στα Big data βρίσκεται ακόμη στα αρχικά στάδια. Η έρευνα στις τυπικές εφαρμογές Big data μπορεί να παράγει κέρδος για τις επιχειρήσεις, να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα κυβερνητικών υποδομών, και να επιταχύνει τη γνώση στις επιστήμες της ζωής και της τεχνολογίας.

## **12.2 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ και ΚΡΙΤΙΚΗ**

Η εποχή των Big data βρίσκεται ήδη εδώ και είναι πια επιτακτική η ανάγκη για μηχανισμούς προηγμένης απόκτησης, διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων. Ο Anderson [301] αναφέρει ότι ο κατακλυσμός των δεδομένων καθιστά την επιστημονική μέθοδο απαρχαιωμένη και υποστηρίζει ότι «στην εποχή του υπολογιστικού σύννεφου και των μαζικών δεδομένων η πραγματική πρόκληση είναι να μην καταλήξουμε σε νέες ταξινομήσεις ή μοντέλα αλλά να διαπεράσουμε τα δεδομένα και να βρούμε νέους σημαντικούς συσχετισμούς» [302]. Επίσης, μπορούν να συλλεχθούν πολλές χρήσιμες πληροφορίες από τις συσχετίσεις που παράγονται στα Big data. Ο Timmer το περιέγραψε ως εξής: «οι συσχετισμοί είναι ένας τρόπος να κερδίσεις την προσοχή ενός επιστήμονα αλλά τα μοντέλα και οι μηχανισμοί που τους εξηγούν για το τι προβλέψεις θα γίνουν όχι μόνο προωθούν την επιστήμη αλλά παράγουν και πρακτικές εφαρμογές» [303]. Ο Jonas της IBM [301] παρόλο που

πιστεύει ότι τα big data δεν ακυρώνουν την ανάγκη για θεωρίες και μοντέλα πιστεύει ότι τα τεράστια σύνολα δεδομένων μπορούν να μας βοηθήσουν να βρούμε και να δούμε δυναμικά εξελισσόμενες οντολογίες χωρίς να χρειάζεται να τις ορίσουμε εκ των προτέρων. Οι ταξινομίες και οι οντολογίες είναι πράγματα που μπορείς να ανακαλύψεις με την παρατήρηση και να παρακολουθείς την εξέλιξή τους με την πάροδο του χρόνου. Τα δεδομένα που θεωρούνταν ως θόρυβος μπορούν τώρα να επανεξεταστούν με τα υπόλοιπα στοιχεία και να οδηγήσουν σε νέους τρόπους ανάπτυξης θεωριών και οντολογιών. Ή όπως το θέτει ο Brown [301] όσο περισσότερα δεδομένα υπάρχουν τόσο ευνοϊκότερες είναι οι πιθανότητες να βρεθούν οι «γεννήτριες» μιας νέας θεωρίας. Το τεράστιο ποσό δεδομένων που συλλέγονται από απομακρυσμένους αισθητήρες μπορεί να παρέχει χρήσιμα μοτίβα που μπορεί να χρησιμεύσουν ως δομικά στοιχεία για νέες μορφές γνώσης. Αυτή είναι η ιδέα πίσω από το «Smart dust» που ορίζεται στην Wikipedia ως «το υποθετικό ασύρματο δίκτυο μικροσκοπικών μικρο ηλεκτρομηχανικών (MEMS) αισθητήρων, ρομπότ ή συσκευών που μπορούν να ανιχνεύσουν π.χ. φως, θερμοκρασία ή κραδασμούς. Στο πλαίσιο αυτό η μελέτη δεδομένων απομακρυσμένων αισθητήρων έχει οδηγήσει σε μεταφορά γνώσης από ένα πεδίο σε ένα άλλο όπως υποστηρίζει η Viegas [301]. Ωστόσο υφίστανται και έντονες ενστάσεις όσον αφορά το πεδίο των Big data. Ο Brown [301] αναφέρει ως ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα με τα Big data, το να καθοριστεί εάν κάτι είναι εξωκείμενο (outlier) –και συνεπώς πρέπει να αγνοηθεί- ή όχι. Όσο περισσότερα δεδομένα υπάρχουν, τόσο πιο στέρεα βάση υπάρχει για να αποφασιστεί κάτι τέτοιο. Επιπλέον, ο καθαρισμός των δεδομένων (π.χ. το να αποφασίζεις ποια χαρακτηριστικά και μεταβλητές έχουν αξία και ποιες πρέπει να αγνοηθούν) απομακρύνει την αντικειμενικότητα από τα ίδια τα δεδομένα, υποστηρίζει ο Andersen [301]. Και αυτό επιτείνεται όταν τα δεδομένα έρχονται από ανόμοιες πηγές, επιπλέον η K. Taipale προειδοποιεί [301] ότι οι επιλογές απεικόνισης των δεδομένων οδηγούν τα αποτελέσματα όπως οι παραδοσιακές τεχνικές καθαρισμού των δεδομένων με άλλα λόγια πως οι τεχνικές απεικόνισης εμπεριέχουν ενσωματωμένες κρίσεις. Ακόμη ένα ζήτημα που αναφέρει ο Andersen είναι σχετικά με τους κινδύνους της κατάληξης σε συμπεράσματα, από ένα μόνο σύνολο δεδομένων. Γενικά, είναι ασφαλέστερο να χρησιμοποιούνται μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων από πολλαπλές πηγές. Ο Jonas προειδοποιεί ακόμη, ότι υπάρχει μια ζώνη ασάφειας μεταξύ των πραγματικών σφαλμάτων και όσων οι άνθρωποι επιλέγουν να ακούσουν στο πεδίο των Big data [301]. Τίθενται ζητήματα αλήθειας λοιπόν, όσον αφορά τα Big data

αφού αυτό που δουλεύει και είναι οικονομικά συμφέρον, είναι δυνατόν να μην σχετίζεται με την πραγματικότητα ή την αλήθεια. Οι εταιρίες δεν είναι πάντα πρόθυμες να μετακινηθούν από εκείνο που δουλεύει, σε αυτό που είναι αλήθεια [301]. Μια ακόμη κριτική σχετικά με τα Big data έχει να κάνει με την εν γένει εξέλιξή τους αφού ο Verhulst θεωρεί ότι καθοδηγούνται περισσότερο από τις εξελισσόμενες αποθηκευτικές δυνατότητες (και κατά δεύτερο λόγο από τη δυνητική νέα γνώση) [301]. Θεωρεί πως η συλλογή περισσότερων δεδομένων οδηγεί και σε περισσότερη σύγχυση και λανθασμένα θετικά αποτελέσματα. Χρειάζεται έλεγχος πληροφοριών και καθορισμός των πραγματικών δεδομένων που χρειαζόμαστε για να δημιουργήσουμε μια θεωρία ή να πάρουμε αποφάσεις. Όπως επισημαίνει και ο Hal Varian, επικεφαλής οικονομολόγος στην Google, στην ομάδα εργασίας στο [301], μικρά δείγματα από μεγάλα σύνολα δεδομένων μπορούν να είναι εντελώς αξιόπιστες προσεγγίσεις για τα Big data: «ο λόγος ύπαρξης των Big data είναι το ότι θέλεις να είσαι σε θέση να επιλέξεις ένα τυχαίο δείγμα από αυτά και να μπορέσεις να το αναλύσεις» όμως «πρέπει να είσαι σίγουρος ότι αποτελεί ένα πραγματικά τυχαίο δείγμα, αυτός και είναι ο λόγος που χρειάζεσαι ολόκληρο το σύστημα». Ο Stensrud συμπληρώνει: «εάν γνωρίζεις τα ερωτήματα που θές να θέσεις στα δεδομένα, αρκεί και ένα 2% δείγμα από όλο το σύνολο των δεδομένων, αλλιώς εάν δεν γνωρίζεις τα ερωτήματα που θέλεις να θέσεις, με αυτό το μικρό ποσοστό μπορεί να πετάξεις, όλο το θόρυβο που ενδέχεται να εμπεριέχει σημαντική πληροφορία» [301]. Αυτή η αφθονία των δεδομένων βοηθά ωστόσο στη δημιουργία περισσότερων και διαφορετικών προσεγγίσεων και αποτελεσμάτων, αφού πιο πολλοί ενδιαφερόμενοι μπορούν να ασχοληθούν με το ίδιο σύνολο δεδομένων και να δώσουν το ιδιαίτερο στίγμα τους [301].





**ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ : ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ BIG DATA** (τροπ. από « the DZONE guide to Big Data, Data science and advanced analytics, vol. IV, 2017)

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Alluxio Open Foundation</b>	Alluxio	Κατανεμημένο σύστημα αποθήκευσης για όλους τους τύπους αποθήκευσης	alluxio.org
<b>Apache Foundation</b>	Ambari	Παροχή, διαχείριση και παρακολούθηση συστάδων Hadoop	ambari.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Apex	Επεξεργασία ροής + παρτίδας στο YARN	apex.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Avro	Σύστημα σειριοποίησης δεδομένων (δομή δεδομένων, δυαδική μορφή, περιέκτης, RPC)	avro.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Beam	Μοντέλο προγραμματισμού για επεξεργασία δεδομένων παρτίδας και συνεχούς ροής	beam.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Crunch	Βιβλιοθήκη Java για εγγραφή, δοκιμή, εκτέλεση MapReduce pipelines	crunch.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Drill	Κατανεμημένα ερωτήματα σε πολλαπλές αποθήκες και μορφές δεδομένων	drill.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Falcon	Μηχανή διακυβέρνησης/διαχείρισης δεδομένων για συστάδες Hadoop	falcon.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Flink	Μηχανή ροής δεδομένων για Java	flink.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Flume	Ροή έκχυσης δεδομένων για Hadoop	flume.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Giraph	Επαναληπτικό κατανεμημένο πλαίσιο επεξεργασίας γραφικών	giraph.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	GraphX	Επεξεργασία γραφήματος και συλλογής στο Spark	spark.apache.org/graphx
<b>Apache Foundation</b>	GridMix	Σημείο αναφοράς για συστάδες Hadoop	hadoop.apache.org/docs/r1.2.1/gridmix.html
<b>Apache Foundation</b>	Hadoop	Εφαρμογή MapReduce	hadoop.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Hama	Μαζική σύγχρονη παράλληλη εφαρμογή Bulk synchronous parallel (BSP) για Big data ανάλυση	hama.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	HAWQ	Μαζική παράλληλη SQL στο Hadoop	hawq.incubator.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	HDFS	Κατανεμημένο σύστημα αρχείων (Βασισμένο σε Java, χρησιμοποιείται από το Hadoop)	hadoop.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Hive	Πλαίσιο αποθήκευσης δεδομένων στο YARN	hive.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Ignite	Εντός μνήμης δομή δεδομένων	ignite.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Impala	Κατανεμημένη SQL στο YARN	impala.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Kafka	Κατανεμημένα μηνύματα δημοσίευσης/εγγραφής (publish-subscribe messaging)	kafka.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	MADlib	Big data μηχανική μάθηση με SQL	madlib.incubator.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Mahout	Μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων στο Hadoop	mahout.apache.org

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Apache Foundation</b>	Mesos	Πυρήνας κατανεμημένων συστημάτων	mesos.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Oozie	Προγραμματιστής ροής εργασίας (DAGs) για το Hadoop	oozie.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	ORC	Αποθήκευση σε μορφή στήλης	orc.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Parquet	Αποθήκευση σε μορφή στήλης	parquet.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Phoenix	SQL->Hbase σαρώσεις->JDBC σύνολα αποτελεσμάτων	phoenix.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Pig	Μετατρέπει υψηλού επιπέδου γλώσσες ανάλυσης δεδομένων σε προγράμματα MapReduce	pig.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Samza	Κατανεμημένο πλαίσιο επεξεργασίας ροής	samza.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Spark	Πλαίσιο υπολογισμού συστάδων, γενικού σκοπού	spark.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Spark Streaming	Διακριτή επεξεργασία ροής με RDDs του Spark	spark.apache.org/streaming
<b>Apache Foundation</b>	Sqoop	Μαζική μεταφορά δεδομένων μεταξύ του Hadoop και δομημένων αποθηκών δεδομένων	sqoop.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Storm	Κατανεμημένο πλαίσιο υπολογισμού πραγματικού χρόνου (ροής)	storm.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Tez	Πλαίσιο ροής δεδομένων (DAG) στο YARN	tez.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Thrift	Πλαίσιο σειριοποίησης δεδομένων (full-stack)	thrift.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	YARN	Διαχειριστής πόρων (διαχωρίζει την ολική και την ανά εφαρμογή διαχείριση πόρων)	hadoop.apache.org/docs/r2.7.1/hadoop-yarn/hadoop-yarn-site/YARN.html
<b>Apache Foundation</b>	Zeppelin	Διαδραστική απεικόνιση δεδομένων	zeppelin.apache.org
<b>Apache Foundation</b>	Zookeeper	Συντονισμός και διαχείριση κατάστασης	zookeeper.apache.org
<b>Chart.js</b>	Chart.js	Απλή βιβλιοθήκη χαρτογράφησης JavaScript	chartjs.org
<b>D3.js</b>	D3.js	Δηλωτική βιβλιοθήκη οπτικοποίησης JavaScript	d3js.org
<b>Disco Project</b>	Disco	Πλαίσιο MapReduce για Python	discoproject.org
<b>Druid</b>	Druid	Αποθήκη δεδομένων κατανεμημένη σε στήλες με ερωτήματα πραγματικού χρόνου	druid.io
<b>Eclipse Foundation</b>	BIRT	Βιβλιοθήκη οπτικοποίησης και αναφοράς για Java	eclipse.org/birt
<b>EnThought</b>	SciPy	Επιστημονικό υπολογιστικό οικοσύστημα (πολυδιάστατοι πίνακες, αλληλεπιδραστική κονσόλα, γραφικές παραστάσεις, συμβολικά μαθηματικά, ανάλυση δεδομένων) για Python	scipy.org
<b>Facebook</b>	Presto	Κατανεμημένη διαδραστική SQL σε HDFS	prestodb.io
<b>GFS2 Group</b>	GFS	(Global File System) Σύστημα αρχείων διαμοιραζόμενου δίσκου για συστάδες Linux	git.kernel.org/cgit/linux/kernel/git/gfs2/linuxgfs2.git/?h=for-next
<b>Google</b>	Protocol Buffers	Τύπος και μεταγλωτιστής σειριοποίησης δεδομένων	developers.google.com/protocol-buffers/docs/overview

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Google</b>	TensorFlow	Υπολογισμός με χρήση γραφημάτων ροής δεδομένων (οι κόμβοι είναι μαθηματικές πράξεις, οι ακμές είναι τανυστές μεταξύ των πράξεων)	tensorflow.org
<b>GraphViz</b>	GraphViz	Εργαλείο απεικόνισης γραφημάτων (κόμβοι+ακμές)	graphviz.org
<b>H2O</b>	H2O	Στατιστική, μηχανική μάθηση, χρόνος εκτέλεσης μαθηματικών πράξεων για big data	h2o.ai
<b>JavaML</b>	Java-ML	Διάφοροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για Java	java-ml.sourceforge.net
<b>JUNG Framework</b>	JUNG Framework	Γραφικό (κόμβοι+ακμές) πλαίσιο (μοντελοποίησης, ανάλυσης, απεικόνισης) για Java	jung.sourceforge.net
<b>LinkedIn</b>	Pinot	Κατανεμημένη αποθήκη OLAP πραγματικού χρόνου	github.com/linkedin/pinot
<b>LISA Lab</b>	Theano	Βιβλιοθήκη Python για επεξεργασία πολυδιάστατων πινάκων με βελτιστοποιήσεις GPU	deeplearning.net/software/theano
<b>Microsoft</b>	SSRS	Υποβολή αναφοράς SQL Server (server-side)	microsoft.com/en-us/sql-server/default.aspx
<b>Misco</b>	Misco	Πλαίσιο εργασίας MapReduce	alumni.cs.ucr.edu/~jdou/misco
<b>NumFocus</b>	Julia	Γλώσσα δυναμικού προγραμματισμού για επιστημονικούς υπολογισμούς	julialang.org
<b>NumFocus</b>	Matplotlib	Βιβλιοθήκη γραφικών παραστάσεων στην κορυφή του NumPy (όπως μέρη του MATLAB)	matplotlib.org
<b>NumFocus</b>	NumPy	Βιβλιοθήκη μαθηματικών υπολογισμών (πολυδιάστατοι πίνακες, γραμμική άλγεβρα, μετασχηματισμοί Fourier, κ.α.) για Python	numpy.org
<b>NumFocus</b>	Pandas	Ανάλυση δεδομένων και μοντελοποίηση για Python	pandas.pydata.org
<b>OpenTSDB Authors</b>	OpenTSDB	Βάση δεδομένων χρονοσειρών στο Hadoop	opentsdb.net
<b>Project Jupyter</b>	Jupyter	Διαδραστική οπτικοποίηση δεδομένων και επιστημονικοί υπολογισμοί στο Spark και Hadoop	jupyter.org
<b>Red Hat</b>	Ceph	Κατανεμημένο αντικείμενο και αποθήκευση μπλόκ και σύστημα αρχείων	ceph.com
<b>Sencha</b>	InfoVis Toolkit	Βιβλιοθήκη οπτικοποίησης JavaScript	philogb.github.io/jit
<b>Tableau</b>	Tableau	Διαδραστική οπτικοποίηση δεδομένων για BI	tableau.com
<b>The R Foundation</b>	R	Γλώσσα και περιβάλλον για στατιστικούς υπολογισμούς και γραφικά	r-project.org
<b>University of Waikato</b>	Weka	Μηχανική μάθηση και εξόρυξη δεδομένων για Java	cs.waikato.ac.nz/ml/weka
<b>Wolfram</b>	Wolfram Language	Γλώσσα προγραμματισμού βασισμένη στη γνώση με πολλές ειδικές βιβλιοθήκες τομέων	wolfram.com/language
<b>Xplenty</b>	Cascading	Πλατφόρμα για ανάπτυξη εφαρμογών big data στο Hadoop	cascading.org

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>YCSB</b>	YCSB	Σημείο αναφοράς τεχνικών προδιαγραφών γενικού σκοπού	github.com/brianfrankcooper/YCSB/wiki/Getting-Started
<b>1010data</b>	Insights Platform	Διαχείριση, ανάλυση, μοντελοποίηση, αναφορά, απεικόνιση δεδομένων, RAD εφαρμογές	1010data.com/products/insights-platform/analysis-modeling
<b>Actian</b>	Vector	ΣΔΒΔ, αποθήκευση στηλών, πλατφόρμα ανάλυσης	actian.com/products/actian-analyticsdatabases/vector-smp-analytics-database/
<b>Aginity</b>	Aginity Amp	Πλατφόρμα διαχείρισης ανάλυσης δεδομένων	aginity.com/amp-overview
<b>Alation</b>	Alation	Πλατφόρμα για επιχειρηματική συνεργασία και ανάλυση δεδομένων	alation.com/product
<b>Alpine Data</b>	Alpine Chorus 6	Επιστήμη δεδομένων, ETL, ανάλυση προβλέψεων, σχεδιασμός ροής εργασιών εκτέλεσης και διαχείρισης	alpinedata.com/product
<b>Alteryx</b>	Alteryx Analytics Platform	ETL, ανάλυση προβλέψεων, χωρική ανάλυση, αυτοματοποιημένες ροές εργασίας, αναφοράς και οπτικοποίησης	alteryx.com/products/alteryx-designer
<b>Amazon Web Services</b>	Amazon Kinesis	Απορρόφηση, αποθήκευση και ερωτήματα ροής δεδομένων, και ανάλυση PaaS	aws.amazon.com/kinesis
<b>Amazon Web Services</b>	Amazon Machine Learning	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης - as-a-service, ETL, απεικόνιση δεδομένων, APIs μοντελοποίησης και διαχείρισης, ανάλυση πρόβλεψης παρτίδας και πραγματικού χρόνου	aws.amazon.com/machine-learning
<b>Attunity</b>	Attunity Visibility	Αποθήκη δεδομένων και ανάλυση χρήσης δεδομένων στο Hadoop	attunity.com/products/visibility
<b>BigML</b>	BigML	Διακομιστής ανάλυσης προβλέψεων και πλατφόρμα ανάπτυξης	bigml.com
<b>Birst</b>	Birst	Επιχειρησιακή και ενσωματωμένη BI και πλατφόρμα ανάλυσης	birst.com
<b>Bitam</b>	Artus	Πλατφόρμα επιχειρηματικής ευφυΐας (BI)	bitam.com/artus
<b>Board</b>	BOARD All in One	BI, ανάλυση, πλατφόρμα διαχείρισης εταιρικής απόδοσης	board.com/en/product
<b>CAPSENTA</b>	Ultrawrap	Περιέκτης βάσης δεδομένων για χαμηλής στάθμης ενσωμάτωση δεδομένων	capsenta.com
<b>Cask Data</b>	Cask	Περιέκτες (δεδομένα, προγραμματισμός, εφαρμογή) στο Hadoop για λίμνες δεδομένων	cask.co
<b>Cask Data</b>	Cask Data App Platform	Πλατφόρμα ανάλυσης για το YARN με περιέκτες στο Hadoop, διασολήγωση οπτικών δεδομένων, διαχείριση μεταδεδομένων σε λίμνες δεδομένων	cask.co
<b>Cazena</b>	Cazena	Πλατφόρμα επιστήμης δεδομένων που βασίζεται στο σύννεφο (Cloud-based)	cazena.com/what-is-cazena
<b>Cirro</b>	Cirro Data Cloud	Πλατφόρμα εικονικοποίησης και διακυβέρνησης δεδομένων	cirro.com/products.html#data-cloud
<b>Cisco</b>	Cisco Edge Analytics Fabric	Ανάλυση δεδομένων IoT και ροής	cisco.com/c/en/us/products/analyticsautomation-software/edge-analytics-fabric

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Cisco</b>	Cisco Data Virtualization	ETL, πλατφόρμα εικονικοποίησης και ενοποίησης δεδομένων	cisco.com/c/en/us/products/analyticsautomation-software/data-virtualization/
<b>Cloudera</b>	Cloudera Enterprise Data Hub	Ανάλυση πρόβλεψης, αναλυτική βάση δεδομένων, και διανομή Hadoop	cloudera.com/products/enterprise-data-hub.html
<b>Confluent</b>	Confluent Platform	Ενοποίηση δεδομένων, πλατφόρμα ροής δεδομένων	confluent.io/product/
<b>Databricks</b>	Databricks	Επιστήμη δεδομένων(απορρόφηση, επεξεργασία, συνεργασία, εξερεύνηση, και νοπτικοποίηση) στο Spark	databricks.com/product/databricks
<b>Dataguise</b>	Dataguise DgSecure	Παρακολούθηση ασφάλειας στα Big Data	dataguise.com
<b>Datameer</b>	Datameer	BI, ενοποίηση δεδομένων, ETL, και οπτικοποίηση δεδομένων στο Hadoop	datameer.com/product/product-overview
<b>DataRobot</b>	DataRobot	Πλατφόρμα κατασκευής μοντέλων με μηχανική μάθηση	datarobot.com/product
<b>DataRPM</b>	DataRPM	Γνωσιακή προβλεπτική συντήρηση για βιομηχανικά IoT	datarpm.com/platform.php
<b>DataTorrent</b>	DataTorrent RTS	Πλατφόρμα ανάπτυξης εφαρμογών ροής και παρτίδας (βασίζεται στο Apache Apex)	datatorrent.com/products-services/datatorrentrts
<b>DataWatch</b>	DataWatch Monarch	Εξαγωγή δεδομένων και αντιπαράθεση, self-service ανάλυση, οπτικοποίηση ροής	datawatch.com/our-platform/monarch
<b>Domo</b>	Domo	Ενοποίηση, προετοιμασία και απεικόνιση δεδομένων	domo.com/product
<b>EngineRoom.io</b>	EngineRoom	Γεωχωρική ανακάλυψη και μετασχηματισμός δεδομένων, μοντελοποίηση, προβλεπτική ανάλυση, οπτικοποίηση	engineerom.io
<b>Exaptive</b>	Exaptive	RAD και αγορά εφαρμογών για την επειστημή των δεδομένων	exaptive.com/platform
<b>EXASOL</b>	EXASOL	Εντός της μνήμης, βάση δεδομένων ανάλυσης	exasol.com/en/product
<b>Fair Isaac Corporation</b>	FICO Decision Management Suite	Ενοποίηση δεδομένων , ανάλυση, διαχείριση αποφάσεων	fico.com/en/analytics/decision-management-suite
<b>GoodData</b>	GoodData Platform	Κατανομή, απεικόνιση, ανάλυση δεδομένων (R, MAQL), BI, αποθήκευση	gooddata.com/platform
<b>H2O.ai</b>	H2O	Ανοιχτού κώδικα( open source) μηχανή πρόβλεψης στο Hadoop και Spark	h2o.ai
<b>Hewlett Packard Enterprise</b>	HPE Haven	Ενοποίηση, ανάλυση (SQL και αδόμητα), εξερεύνηση δεδομένων	saas.hpe.com/en-us/software/big-dataplatform-haven
<b>Hewlett Packard Enterprise</b>	HPE IDOL	Πλατφόρμα μηχανικής μάθησης, επιχειρηματικής αναζήτησης, και ανάλυσης	saas.hpe.com/en-us/software/information-dataanalytics-idol
<b>Hewlett Packard Enterprise</b>	HPE Vertica Analytics Platform	Κατανεμημένη βάση δεδομένων ανάλυσης και SQL ανάλυσης στο Hadoop	vertica.com/overview
<b>Hitachi Group</b>	Pentaho	Επίπεδο ενοποίησης δεδομένων για Big Data ανάλυση	pentaho.com/product/product-overview

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Hortonworks</b>	Hortonworks Data Platform	Διανομή Hadoop βασισμένη στο YARN	hortonworks.com/products/data-center/hdp
<b>Hortonworks</b>	Hortonworks DataFlow	Συλλογή δεδομένων ροής, επεξεργασία, ανάλυση, και παράδοση	hortonworks.com/products/data-center/hdf
<b>IBM</b>	IBM BigInsights	Κλιμακωτή επεξεργασία δεδομένων και ανάλυση στο Hadoop και Spark	ibm.com/analytics/us/en/technology/biginsights
<b>IBM</b>	IBM Streams	Πλατφόρμα ανάπτυξης εφαρμογών ροής δεδομένων και ανάλυσης	ibm.com/software/products/en/ibm-streams
<b>IBM</b>	IBM InfoSphere	Ενοποίηση δεδομένων, διαχείριση, διακυβέρνηση, αποθήκευση δεδομένων	ibm.com/software/products/en/category/bigdata
<b>Infobright</b>	Infobright Enterprise	Αποθήκευση προσανατολισμένη σε στήλες με σημασιολογική ευρετηρίαση και προσεγγιστική μηχανή για ανάλυση	infobright.com/infobright-enterprise-edition
<b>Informatica</b>	Intelligent Data Lake	Συνεργατική, συγκεντρωτική λίμνη δεδομένων, διαχείριση/διακυβέρνηση δεδομένων	informatica.com/products/big-data/intelligentdata-lake.html
<b>Informatica</b>	Big Data Management	Πλατφόρμα ενοποίησης δεδομένων στο Hadoop	informatica.com/products/big-data/big-dataedition.html
<b>Informatica</b>	Relate 360	Ανάλυση Big Data , απεικόνιση, αναζήτηση, και BI	informatica.com/products/big-data/big-data-relationship-manager.html
<b>Informatica</b>	Intelligent Streaming	Επεξεργασία συμβάντων και διαχείριση δεδομένων ροής για IoT	informatica.com/products/big-data/intelligentstreaming.html
<b>Information Builders</b>	WebFOCUS	BI και ανάλυση	informationbuilders.com/products/intelligence
<b>Information Builders</b>	Omni-Gen	Πλατφόρμα διαχείρισης, ποιότητας, ενοποίησης δεδομένων	informationbuilders.com/products/omni
<b>Intersystems</b>	DeepSee	Ανάλυση δεδομένων συναλλαγών πραγματικού χρόνου	intersystems.com/our-products/embeddedtechnologies/deepsee
<b>Jinfont</b>	Jreport	Οπτικοποίηση, ενσωματωμένη ανάλυση για web εφαρμογές	jinfonet.com/product
<b>Kognitio</b>	Kognitio Analytical Platform	Εντός μνήμης, MPP, SQL και NoSQL ανάλυση στο Hadoop	kognitio.com/analyticalplatform
<b>Lavastorm</b>	Lavastorm Server	Πλατφόρμα προετοιμασίας και ανάπτυξης εφαρμογών ανάλυσης δεδομένων	lavastorm.com/product/explore-lavastorm-server
<b>LexisNexis</b>	LexisNexis Customer Data Management	Διαχείριση και "μετανάστευση" δεδομένων	lexisnexis.com/risk/customer-data-management
<b>Liaison Technologies</b>	Liaison Alloy	Διαχείριση και ενσωμάτωση δεδομένων	liaison.com/liaison-alloy-platform
<b>Lightbend</b>	Lightbend Reactive Platform	Πλατφόρμα ανάπτυξης εφαρμογής με το Spark	lightbend.com/platform

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Loggly</b>	Loggly	Διαχείριση καταλόγων και ανάλυση στο σύννεφο (cloud)	loggly.com/product
<b>Logi Analytics</b>	Logi	Ενσωματωμένη BI, ανακάλυψη δεδομένων	logianalytics.com/products/info
<b>Looker</b>	Looker Platform	Ενσωμάτωση, διακυβέρνηση και οπτικοποίηση δεδομένων	looker.com/product/simple-platform
<b>MapR</b>	MapR Converged Data Platform	Πλατφόρμα Big Data για επιχειρησιακές διανομές Hadoop με ενσωματωμένα εργαλεία ανοιχτού κώδικα (Spark, Hive, Impala, Solr, κτλ.), NoSQL (έγγραφο και ευρεία στήλη) ΣΔΒΔ	mapr.com/products
<b>Microsoft</b>	Cortana Intelligence Suite	Πλατφόρμα ανάπτυξης ανάλυσης πρόβλεψης και μηχανικής μάθησης	azure.microsoft.com/en-us/services/machinelearning
<b>Microsoft</b>	Power BI	Επιχειρηματική ευφυΐα (BI)	powerbi.microsoft.com
<b>MicroStrategy</b>	MicroStrategy	Διαχείριση, ανάλυση δεδομένων, BI, και MDM	microstrategy.com/us/platform
<b>New Relic</b>	New Relic Insights	Ανάλυση απόδοσης εφαρμογών πραγματικού χρόνου	newrelic.com/insights
<b>Objectivity</b>	ThingSpan	Πλατφόρμα ανάλυσης γραφημάτων με ενσωμάτωση Spark και HDFS	objectivity.com/products/thingspan
<b>OpenText</b>	OpenText Big Data Analytics	Ανάλυση και οπτικοποίηση (GUI->code) με διακομιστή ανάλυσης	opentext.com/what-we-do/products/analytics/opentext-big-data-analytics
<b>Oracle</b>	Big Data Discovery	Πλατφόρμα ανάλυσης και απεικόνισης Big Data στο Spark	oracle.com/big-data/big-data-discovery
<b>Oracle</b>	R Advanced Analytics for Hadoop	Διεπαφή R για διαχείριση δεδομένων στο Hadoop	oracle.com/technetwork/database/databasetechnologies/bdc/r-advanalytics-for-hadoop/overview
<b>Palantir</b>	Gotham	Συστάδα αποθηκών δεδομένων, εν κινήσει ενοποίηση δεδομένων, αναζήτηση, εντός μνήμης ΣΔΒΔ, οντολογία, κατανεμημένη αποθήκευση κλειδιού-τιμής	palantir.com/palantir-gotham
<b>Palantir</b>	Metropolis	Ανάλυση, ενοποίηση, απεικόνιση και μοντελοποίηση Big Data	palantir.com/palantir-metropolis
<b>Panoply</b>	Panoply	Πλατφόρμα διαχείρισης δεδομένων και ανάλυσης	panoply.io
<b>Panorama Software</b>	Necto	Επιχειρηματική ευφυΐα, οπτικοποίηση, διαχείριση δεδομένων	panorama.com/necto
<b>Paxata</b>	Paxata Adaptive Information Platform	Ενοποίηση, προετοιμασία, εξερεύνηση, οπτικοποίηση δεδομένων στο Spark	paxata.com/product/paxata-adaptiveinformation-platform

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Pepperdata</b>	Pepperdata Cluster Analyzer	Ανάλυση απόδοσης Big Data	pepperdata.com/products/cluster-analyzer
<b>Pivotal</b>	Pivotal Greenplum	Αποθήκη δεδομένων και ανάλυση, ανοιχτού κώδικα	pivotal.io/pivotal-greenplum
<b>Pivotal</b>	Spring Cloud Data Flow	Πλατφόρμα cloud για κατασκευή διασωληνώσεων δεδομένων ροής και παρτίδας και για ανάλυση	cloud.spring.io/spring-cloud-dataflow
<b>Prognoz</b>	Prognoz Platform	BI και ανάλυση (OLAP, χρονοσειρές, πρόβλεψη)	prognoz.com
<b>Progress Software</b>	DataDirect Connectors	Ενσωμάτωση δεδομένων: πολλών πηγών, πολλαπλών διεπαφών (ODBC, JDBC, ADO.NET, OData), πολλαπλής ανάπτυξης	progress.com/datadirect-connectors
<b>Pyramid Analytics</b>	BI Office	Πλατφόρμα ανακάλυψης δεδομένων και ανάλυσης	pyramidanalytics.com/pages/bi-office.aspx
<b>Qlik</b>	Qlik Sense	Οπτικοποίηση, ενοποίηση και αναζήτηση δεδομένων	qlik.com/us/products/qlik-sense
<b>Qlik</b>	QlikView Guided Analytics	Πλατφόρμα εφαρμογής Επιχειρηματικής ευφύιας (BI)	qlik.com/us/products/qlikview
<b>Qubole</b>	Qubole Data Service	Μηχανές δεδομένων για Hive, Spark, Hadoop, Pig, Cascading, Presto στο AWS, Azure, Google Cloud	qubole.com
<b>Rapid7</b>	Logentries	Διαχείριση αρχείων καταγραφής και ανάλυση δεδομένων	logentries.com
<b>RapidMiner</b>	RapidMiner Studio	Ροή εργασίας για ανάλυση πρόγνωσης και κατασκευή μοντέλων	rapidminer.com/products/studio
<b>RapidMiner</b>	RapidMiner Radoop	Προγνωστική ανάλυση στο Hadoop και Spark με R και υποστήριξη Python	rapidminer.com/products/radoop
<b>RedPoint</b>	RedPoint Data Management	Διαχείριση, ποιότητα, ενοποίηση δεδομένων (επίσης στο Hadoop)	redpoint.net/products/data-managementsolutions
<b>SAP</b>	SAP HANA	Εντός μνήμης, προσανατολισμένο σε στήλες, σχεσιακά ΣΔΒΔ (cloud ή βάση υπόθεσης) με αναζήτηση κειμένου, ανάλυση, επεξεργασία ροής, R ενσωμάτωση, επεξεργασία γραφημάτων	sap.com/product/technology-platform/hana.html
<b>SAS</b>	SAS Platform	Ανάλυση, BI, διαχείριση δεδομένων, βαθύς στατιστικός προγραμματισμός	sas.com/en_us/software/sas9.html
<b>Sisense</b>	Sisense	Ανάλυση, BI, οπτικοποίηση, αναφορά	sisense.com/product
<b>Skytree</b>	Skytree	Πλατφόρμα μηχανικής μάθησης με self-service επιλογές	skytree.net



ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Software AG</b>	Terracotta In-Memory Data Management by Software AG	Εντός μνήμης διαχείριση δεδομένων, προγραμματιστής εργασιών, εφαρμογή Ehcache , επιχειρησιακά μηνύματα	terracotta.org
<b>Splunk</b>	Splunk Enterprise	Λειτουργική ευφύια για δεδομένα παραγόμενα από μηχανές	splunk.com/en_us/products/splunk-enterprise.html
<b>Stitch</b>	Stitch	ETL σαν υπηρεσία (as-a-service)	stitchdata.com
<b>StreamSets</b>	Dataflow Performance Manager	Πλατφόρμα διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων	streamsets.com/products/dpm
<b>Sumo Logic</b>	Sumo Logic	Διαχείριση και ανάλυση καταγραφών και χρονοσειρών	sumologic.com
<b>Tableau</b>	Tableau Desktop	Οπτικοποίηση, ανάλυση, εξερεύνηση (με self-service, διακομιστή, κατοχυρωμένες επιλογές)	tableau.com
<b>Talend</b>	Talend Data Fabric	Πλατφόρμα διαχείρισης δεδομένων πραγματικού χρόνου ή παρτίδας	talend.com/products/data-fabric
<b>Talend</b>	Talend Open Studio	ELT και ETL στο Hadoop με συστατικά ανοιχτού κώδικα	talend.com/download/talend-open-studio
<b>Tamr</b>	Tamr	Διαχείριση, αποκομιδή, ανάλυση δεδομένων, BI	tamr.com/product
<b>Targit</b>	Targit Decision Suite	BI, ανάλυση, front-end ανακάλυψη με επιλογές self-service	targit.com/en/software/decision-suite
<b>Teradata</b>	Teradata	Αποθήκευση δεδομένων, ανάλυση, λίμνη δεδομένων, SQL στο Hadoop και Cassandra, Big Data εξοπλισμός, ενσωμάτωση R , διαχείριση φόρτου εργασίας	teradata.com
<b>Thoughtspot</b>	Thoughtspot	Σχεσιακή μηχανή αναζήτησης	thoughtspot.com/product
<b>Tibco</b>	Jaspersoft	BI, ανάλυση (OLAP, εντός μνήμης), ETL, ενσωμάτωση δεδομένων (σχεσιακά και μη-σχεσιακά), αναφορά, οπτικοποίηση	jaspersoft.com/business-intelligence-solutions
<b>TIBCO</b>	TIBCO Spotfire Platform	Εξόρυξη δεδομένων και οπτικοποίηση	spotfire.tibco.com
<b>Treasure Data</b>	Treasure Data	Υποδομή ανάλυσης σαν υπηρεσία (as a service)	treasuredata.com
<b>Trifacta</b>	Trifacta Wrangler	Διαλεύκανση, εξερεύνηση, οπτικοποίηση δεδομένων στο Hadoop	trifacta.com

ΕΤΑΙΡΙΑ	ΠΡΟΙΟΝ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΑ
<b>Unravel</b>	Unravel	Παρακολούθηση της απόδοσης της προγνωστικής ανάλυσης και της μηχανικής μάθησης	<a href="http://unraveldata.com/product">unraveldata.com/product</a>
<b>Waterline Data</b>	Waterline Data	Αγορά δεδομένων (στοκ, κατάλογος με self-service) στο Hadoop	<a href="http://waterlinedata.com/product-overview">waterlinedata.com/product-overview</a>
<b>Workday</b>	Workday Prism Analytics	Προετοιμασία, ανακάλυψη και ανάλυση δεδομένων στο Hadoop και Spark	<a href="http://workday.com/en-us/applications/prismanalytics.html">workday.com/en-us/applications/prismanalytics.html</a>
<b>Yellowfin</b>	Yellowfin	Επιχειρηματική ευφυΐα, οπτικοποίηση δεδομένων	<a href="http://yellowfinbi.com/platform">yellowfinbi.com/platform</a>
<b>Zaloni</b>	Zaloni	Επιχειρησιακή διαχείριση λιμνών δεδομένων (data lakes)	<a href="http://zaloni.com">zaloni.com</a>
<b>Zoomdata</b>	Zoomdata	Ανάλυση, οπτικοποίηση, BI με self-service στο Hadoop, Spark, πολλές αποθήκες δεδομένων	<a href="http://zoomdata.com">zoomdata.com</a>

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] J. Gantz and D. Reinsel, "The digital universe in 2020: Big data, bigger digital shadows, and biggest growth in the far east," in *Proc. IDC iView, IDC Anal. Future*, 2012.
- [2] J. Manyika et al., *Big data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity*. San Francisco, CA, USA: McKinsey Global Institute, 2011, pp. 1\_137.
- [3] K. Cukier, "Data, data everywhere," *Economist*, vol. 394, no. 8671, pp. 3\_16, 2010.
- [4] T. economist. (2011, Nov.) *Drowning in Numbers\_Digital Data Will Flood the Planet- and Help us Understand it Better* [Online]. Available:<http://www.economist.com/blogs/dailychart/2011/11/bigdata>
- [5] S. Lohr. (2012). The age of big data.*New York Times* [Online]. 11. Available: <http://www.nytimes.com/2012/02/12/sunday-review/big-datasimpact-in-the-world.html?pagewanted=all&r=0>
- [6] Y. Noguchi. (2011, Nov.). *Following Digital Breadcrumbs to Big Data Gold*, National Public Radio, Washington, DC, USA[Online]. Available: <http://www.npr.org/2011/11/29/142521910/the-digitalbreadcrumbs-that-lead-to-big-data>
- [7] Y. Noguchi.(2011, Nov.). *The Search for Analysts to Make Sense of Big Data*, National Public Radio, Washington, DC, USA [Online]. Available: <http://www.npr.org/2011/11/30/142893065/the-search-for-analysts-to-make-sense-of-big-data>
- [8] Wiki. (2017).*Applications and Organizations Using Hadoop* [Online].Available: <http://wiki.apache.org/hadoop/PoweredBy>
- [9] J. H. Howard et al., "Scale and performance in a distributed file system," *ACM Trans. Comput. Syst.*, vol. 6, no. 1, pp. 51-81, 1988.
- [10] R. Cattell, "Scalable SQL and NoSQL data stores," *SIGMOD Rec.*, vol. 39,no. 4, pp. 12\_27, 2011.
- [11] J. Dean and S. Ghemawat, "Mapreduce: Simplified data processing on large clusters," *Commun. ACM*, vol.51, no.1, pp.107-113, 2008.
- [12] T. White, *Hadoop: The Definitive Guide*. Sebastopol, CA, USA: O'ReillyMedia,2012.
- [13] J. Gantz and D. Reinsel, "Extracting value from chaos," in *Proc. IDCiView*, 2011, pp. 1-12.
- [14] P. Zikopoulos and C. Eaton, *Understanding Big Data: Analytics for Enterprise Class Hadoop and Streaming Data*. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2011.
- [15] E. Meijer, "The world according to LINQ," *Commun. ACM*, vol. 54, no. 10,pp. 45-51, Aug. 2011.
- [16] D. Laney, "3d data management: Controlling data volume, velocity and variety," Gartner, Stamford, CT, USA, White Paper, 2001.
- [17] Qiu, J., Wu, Q., Ding, G., Xu, Y. and Feng, S. "A Survey of machine learning for big data processing," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* (2016) 2016:67, DOI 10.1186/s13634-016-0355-x
- [18] Petrou C. and Paraskevas M., "Signal Processing Techniques Restructure the Big Data era", PCI 2016, Proceedings of the 20<sup>th</sup> Pan-Hellenic Conference on Informatics, article no52, Patras Greece 2016, doi><http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=3003733.3003767>
- [19] M. Cooper and P. Mell. (2012). *Tackling Big Data*
- [20] O. R. Team, *Big Data Now: Current Perspectives from O'Reilly Radar*. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, 2011.
- [21] (2017) M. Grobelnik.(2012, Jul.). *Big Data Tutorial* [Online]. Available: [http://videlectures.net/eswc2012\\_grobelnik\\_big\\_data/](http://videlectures.net/eswc2012_grobelnik_big_data/)
- [22] Hu, H., Wen Y., Chua t T., Li X. "Toward scalable systems for big data analytics: a technology tutorial," *IEEE Access* 2, (2014) 652–687.
- [23] J. Kelly. (2017). *Taming Big Data* [Online]. (now <http://wikibon.com>). Available: <http://wikibon.org/blog/taming-big-data/>

- [24] V. R. Borkar, M. J. Carey, and C. Li, "Big data platforms: What's next?" *XRDS, Crossroads, ACM Mag. Students*, vol. 19, no. 1, pp. 44-49, 2012.
- [25] V. Borkar, M. J. Carey, and C. Li, "Inside big data management: Ogres, onions, or parfaits?" in *Proc. 15th Int. Conf. Extending Database Technol.*, 2012, pp. 3-14.
- [26] D. Dewitt and J. Gray, "Parallel database systems: The future of high performance database systems," *Commun. ACM*, vol. 35, no. 6, pp. 85-98, 1992.
- [27] (2017). *Teradata*. Teradata, Dayton, OH, USA [Online]. Available: <http://www.teradata.com/>
- [28] (2017). *Netezza*. Netezza, Marlborough, MA, USA [Online]. Available: <http://www-01.ibm.com/software/data/netezza>
- [29] (2017). *Aster Data*. ADATA, (now Teradata), Beijing, China [Online]. Available: <http://www.asterdata.com/>
- [30] (2013). *Greenplum*. Greenplum, San Mateo, CA, USA
- [31] (2013). *Vertica* [Online]. Available: <http://www.vertica.com/>
- [32] S. Ghemawat, H. Gobioff, and S.-T. Leung, "The Google file system," in *Proc. 19th ACM Symp. Operating Syst. Principles*, 2003, pp. 29-43.
- [33] B. Franks, *Taming the Big Data Tidal Wave: Finding Opportunities in Huge Data Streams with Advanced Analytics*, vol. 56. New York, NY, USA: Wiley, 2012.
- [34] W. House. (2012, Mar.). *Fact Sheet: Big Data Across the Federal Government* [Online]. Available: [http://www.whitehouse.gov/sites/default/files/microsites/ostp/big\\_data%20fact\\_sheet\\_3\\_29\\_2012.pdf](http://www.whitehouse.gov/sites/default/files/microsites/ostp/big_data%20fact_sheet_3_29_2012.pdf)
- [35] N. Tatbul, "Streaming data integration: Challenges and opportunities," in *Proc. IEEE 26th Int. Conf. Data Eng. Workshops (ICDEW)*, Mar. 2010, pp. 155-158.
- [36] (2017). *Storm* [Online]. Available: <http://storm-project.net/>
- [37] L. Neumeyer, B. Robbins, A. Nair, and A. Kesari, "S4: Distributed stream computing platform," in *Proc. IEEE Int. Conf. Data Mining Workshops (ICDMW)*, Dec. 2010, pp. 170-177.
- [38] K. Goodhope *et al.*, "Building linkedins real-time activity data pipeline," *Data Eng.*, vol. 35, no. 2, pp. 33-45, 2012.
- [39] E. B. S. D. D. Agrawal *et al.*, "Challenges and opportunities with big data-A community white paper developed by leading researchers across the united states," The Computing Research Association, CRA WhitePaper, Feb. 2012.
- [40] D. Fisher, R. DeLine, M. Czerwinski, and S. Drucker, "Interactions with big data analytics," *Interactions*, vol. 19, no. 3, pp. 50-59, May 2012.
- [41] F. Gallagher. (2013). *The Big Data Value Chain* [Online]. Available: <http://fraysen.blogspot.sg/2012/06/big-data-value-chain.html>
- [42] M. Sevilla. (2012). *Big Data Vendors and Technologies, the list!* [Online]. Available: <http://www.cappgemini.com/blog/capping-it-off/2012/09/big-data-vendors-a-and-technologies-the-list>
- [43] M. Isard, M. Budi, Y. Yu, A. Birrell, and D. Fetterly, "Dryad: Distributed data-parallel programs from sequential building blocks," in *Proc. 2nd ACM SIGOPS/EuroSys Eur. Conf. Comput. Syst.*, Jun. 2007, pp. 59-72.
- [44] G. Malewicz *et al.*, "Pregel: A system for large-scale graph processing," in *Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, Jun. 2010, pp. 135-146.
- [45] S. Melnik *et al.*, "Dremel: Interactive analysis of web-scale datasets," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 3, nos. 1-2, pp. 330-339, 2010.
- [46] A. Labrinidis and H. V. Jagadish, "Challenges and opportunities with big data," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 5, no. 12, pp. 2032-2033, Aug. 2012.
- [47] S. Chaudhuri, U. Dayal, and V. Narasayya, "An overview of business intelligence technology," *Commun. ACM*, vol. 54, no. 8, pp. 88-98, 2011.
- [48] Yann LeCun, Yoshua Bengio & Geoffrey Hinton, Deep Learning, *Nature* 521, 436-444 (28 May 2015), doi:10.1038/nature14539

- [49] Bekkerman, R., Bilenko, M., and Langford, J. "Scaling up machine learning: parallel and distributed approaches," Cambridge University Press, Oxford, 2011.
- [50] Pan, S.J., and Yang, Q. "A survey on transfer learning," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 22(10), 1345–1359 (2010).
- [51] Montavon, G., Braun, M., Krueger, T. and Müller, K.R. "Analyzing local structure in kernel-based learning: explanation, complexity, and reliability assessment," *IEEE Signal Proc. Mag* 30(4), 62–74 (2013).
- [52] Slavakis, K., Theodoridis, S. and Yamada, I. "Online kernel-based classification using adaptive projection algorithms," *IEEE Trans Signal Process* 56(7), 2781–2796 (2008).
- [53] Theodoridis, S., Slavakis, K., and Yamada I. "Adaptive learning in a world of projections," *IEEE Signal Proc. Mag* 28(1), 97–123 (2011).
- [54] Settles, B. "Active learning literature survey," University of Wisconsin, Madison, 2010.
- [55] Fu, Y., Li, B., Zhu, X., and Zhang, C. "Active learning without knowing individual instance labels: a pairwise label homogeneity query approach," *IEEE Trans Knowl. Data Eng.* 26(4), 808–822(2014).
- [56] H2O, Available: <https://www.h2o.ai/h2o/>
- [57] D. Evans and R. Hutley, "The explosion of data," white paper, 2010.
- [58] Wikibon. (2013). *A Comprehensive List of Big Data Statistics* [Online]. Available: <http://wikibon.org/blog/big-data-statistics/>
- [59] knowwpc. (2013). *eBay Study: How to Build Trust and Improve the Shopping Experience* [Online]. Available: <http://knowwpcarey.com/article.cfm?aid=1171>
- [60] J. Gantz and D. Reinsel, "The digital universe decade-are you ready," in *Proc. White Paper, IDC*, 2010.
- [61] J. Layton. (2013). *How Amazon Works* [Online]. Available: <http://knowwpcarey.com/article.cfm?aid=1171>
- [62] (2017). *SDSS* [Online]. Available: <http://www.sdss.org/>
- [63] (2017). *Atlas* [Online]. Available: <https://atlas.cern/>
- [64] R. E. Bryant, "Data-intensive scalable computing for scientific applications," *Comput. Sci. Eng.*, vol. 13, no. 6, pp. 25-33, 2011.
- [65] X. Wang, "Semantically-aware data discovery and placement in collaborative computing environments," Ph.D. dissertation, Dept. Comput. Sci., Taiyuan Univ. Technol., Shanxi, China, 2012.
- [66] S. E. Middleton, Z. A. Sabeur, P. Löwe, M. Hammitzsch, S. Tavakoli, and S. Poslad, "Multi-disciplinary approaches to intelligently sharing large volumes of real-time sensor data during natural disasters," *Data Sci. J.*, vol. 12, pp. WDS109-WDS113, 2013.
- [67] V. Chandramohan and K. Christensen, "A first look at wired sensor networks for video surveillance systems," in *Proc. 27th Annu. IEEE Conf. Local Comput. Netw. (LCN)*, Nov. 2002, pp. 728-729.
- [68] L. Selavo *et al.*, "Luster: Wireless sensor network for environmental research," in *Proc. 5th Int. Conf. Embedded Netw. Sensor Syst.*, Nov. 2007, pp. 103-116.
- [69] G. Barrenetxea, F. Ingelrest, G. Schaefer, M. Vetterli, O. Couach, and M. Parlange, "Sensorscope: Out-of-the-box environmental monitoring," in *Proc. IEEE Int. Conf. Inf. Process. Sensor Netw. (IPSN)*, 2008, pp. 332-343.
- [70] G. Tolle *et al.*, "A macrocope in the redwoods," in *Proc. 3rd Int. Conf. Embedded Netw. Sensor Syst.*, Nov. 2005, pp. 51-63.
- [71] Y. Kim, T. Schmid, Z. M. Charbiwala, J. Friedman, and M. B. Srivastava, "Nawms: Nonintrusive autonomous water monitoring system," in *Proc. 6th ACM Conf. Embedded Netw. Sensor Syst.*, Nov. 2008, pp. 309-322.
- [72] S. Kim *et al.*, "Health monitoring of civil infrastructures using wireless sensor networks," in *Proc. 6th Int. Conf. Inform. Process. Sensor Netw.*, Apr. 2007, pp. 254-263.
- [73] M. Ceriotti *et al.*, "Monitoring heritage buildings with wireless sensor networks: The Torre Aquila deployment," in *Proc. Int. Conf. Inform. Process. Sensor Netw.*, Apr. 2009, pp. 277-288.

- [74] F. Wang and J. Liu, "Networked wireless sensor data collection: Issues, challenges, and approaches," *IEEE Commun. Surv. Tuts.*, vol. 13, no. 4, pp. 673-687, Dec. 2011.
- [75] J. Shi, J. Wan, H. Yan, and H. Suo, "A survey of cyber-physical systems," in *Proc. Int. Conf. Wireless Commun. Signal Process. (WCSP)*, Nov. 2011, pp. 1-6.
- [76] Wikipedia. (2017). *Scientific Instrument* [Online]. Available: <http://en.wikipedia.org/wiki/Scientific-instrument>
- [77] M. H. A. Wahab, M. N. H. Mohd, H. F. Hana\_, and M. F. M. Mohsin, "Data pre-processing on web server logs for generalized association rules mining algorithm," *World Acad. Sci., Eng. Technol.*, vol. 48, p. 970, 2008.
- [78] A. Nanopoulos, Y. Manolopoulos, M. Zakrzewicz, and T. Morzy, "Indexing web access-logs for pattern queries," in *Proc. 4th Int. Workshop Web Inf. Data Manag.*, 2002, pp. 63-68.
- [79] K. P. Joshi, A. Joshi, and Y. Yesha, "On using a warehouse to analyze web logs," *Distrib. Parallel Databases*, vol. 13, no. 2, pp. 161-180, 2003.
- [80] J. K. Laurila *et al.*, "The mobile data challenge: Big data for mobile computing research," in *Proc. 10th Int. Conf. Pervas. Comput. Workshop Nokia Mobile Data Challenge, Conjunct.*, 2012, pp. 1-8.
- [81] J. Cho and H. Garcia-Molina, "Parallel crawlers," in *Proc. 11th Int. Conf. World Wide Web*, 2002, pp. 124-135.
- [82] C. Castillo, "Effective web crawling," *ACM SIGIR Forum*, vol. 39, no. 1, pp. 55-56, 2005.
- [83] Margaret H. Dunham, *Data Mining, Εισαγωγικά και Προηγμένα Θέματα Εξόρυξης Γνώσης από Δεδομένα, επιμέλεια ελλ. έκδ. Β.Βερύκιος & Γ. Θεοδωρίδης, εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών*, 2004.
- [84] S. Choudhary *et al.*, "Crawling rich internet applications: The state of the art." in *Proc. Conf. Center Adv. Studies Collaborative Res. (CASCON)*, 2012, pp.146-160.
- [85] (2017). *Robots* [Online]. Available: [http:// http://www.robotstxt.org/db.html](http://http://www.robotstxt.org/db.html)
- [86] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Norwell, MA, USA: Kluwer, 1999.
- [87] N. Ghani, S. Dixit, and T.-S. Wang, "On IP-over-WDM integration," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 38, no. 3, pp. 72-84, Mar. 2000.
- [88] J. Manchester, J. Anderson, B. Doshi, and S. Dravida, "Ip over SONET," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 36, no. 5, pp. 136-142, May 1998.
- [89] J. Armstrong, "OFDM for optical communications," *J. Lightw. Technol.*, vol. 27, no. 3, pp. 189-204, Feb. 1, 2009.
- [90] W. Shieh, "OFDM for flexible high-speed optical networks," *J. Lightw. Technol.*, vol. 29, no. 10, pp. 1560-1577, May 15, 2011.
- [91] M. Jinno, H. Takara, and B. Kozicki, "Dynamic optical mesh networks: Drivers, challenges and solutions for the future," in *Proc. 35th Eur. Conf. Opt. Commun. (ECOC)*, 2009, pp. 1-4.
- [92] M. Goutelle *et al.*, "A survey of transport protocols other than standard TCP," Data Transp. Res. Group, Namur, Belgium, Tech. Rep. GFD-I.055, 2005.
- [93] U. Hoelzle and L. A. Barroso, *The Datacenter as a Computer: An Introduction to the Design of Warehouse-Scale Machines*, 1st ed. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2009.
- [94] *Cisco Data Center Interconnect Design and Deployment Guide*, Cisco, San Jose, CA, USA, 2009.
- [95] A. Greenberg *et al.*, "VL2: A scalable and \_exible data center network," in *Proc. ACM SIGCOMM Conf. Data Commun.*, 2009, pp. 51-62.
- [96] H. Abu-Libdeh, P. Costa, A. Rowstron, G. O'Shea, and A. Donnelly, "Symbiotic routing in future data centers," *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 40, no. 4, pp. 51-62, Oct. 2010.
- [97] C. Lam, H. Liu, B. Koley, X. Zhao, V. Kamalov, and V. Gill, "Fiber optic communication technologies: What's needed for datacenter network operations," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 48, no. 7, pp. 32-39, Jul. 2010.

- [98] C. Kachris and I. Tomkos, "The rise of optical interconnects in data centre networks," in *Proc. 14th Int. Conf. Transparent Opt. Netw. (ICTON)*, Jul.2012, pp. 1-4.
- [99] N. Farrington *et al.*, "Helios: A hybrid electrical/optical switch architecture for modular data centers," in *Proc. ACM SIGCOMM Conf.*, 2010, pp. 339-350.
- [100] G. Wang *et al.*, "c-through: Part-time optics in data centers," *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 41, no. 4, pp.327-338, 2010.
- [101] A. K. Kodi and A. Louri, "Energy-efficient and bandwidth-reconfigurable photonic networks for high-performance computing (HPC) systems," *IEEE J. Sel. Topics Quantum Electron.*, vol. 17, no. 2, pp. 384-395, Mar./Apr. 2011.
- [102] M. Alizadeh *et al.*, "Data center TCP (DCTCP)," *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 40, no. 4, pp. 63-74, 2010.
- [103] B. Vamanan, J. Hasan, and T. Vijaykumar, "Deadline-aware datacenter TCP (D2TCP)," *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 42, no. 4, pp. 115-126, 2012.
- [104] E. Kohler, M. Handley, and S. Floyd, "Designing DCCP: Congestion control without reliability," *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 36, no. 4, pp. 27-38, 2006.
- [105] H. Müller and J.-C. Freytag. (2005). Problems, methods, and challenges in comprehensive data cleansing. Professoren des Inst.Für Informatik [Online]. Available: <http://www.dbis.informatik.hu-berlin.de/~leadmin/research/papers/techreports/2003-hubib164-mueller.pdf>
- [106] N. F. Noy, "Semantic integration: A survey of ontology-based approaches," *ACM Sigmod Rec.*, vol. 33, no. 4, pp. 65-70, 2004.
- [107] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2006.
- [108] M. Lenzerini, "Data integration: A theoretical perspective," in *Proc. 21<sup>st</sup> ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symp. Principles Database Syst.*, 2002, pp.233-246.
- [109] A. Silberschatz, H. F. Korth, and S. Sudarshan, *Database System Concepts*, vol. 4. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1997.
- [110] M. J. Cafarella, A. Halevy, and N. Khoussainova, "Data integration for the relational web," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 2, no. 1, pp. 1090-1101, 2009.
- [111] J. I. Maletic and A. Marcus, "Data cleansing: Beyond integrity analysis," in *Proc. Conf. Inform. Qual.*, 2000, pp. 200-209.
- [112] H. Chen, W.-S. Ku, H. Wang, and M.-T. Sun, "Leveraging spatiotemporal redundancy for RFID data cleansing," in *Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2010, pp. 51-62.
- [113] R. Kohavi, L. Mason, R. Parekh, and Z. Zheng, "Lessons and challenges from mining retail e-commerce data," *Mach. Learn.*, vol. 57, nos. 1-2, pp. 83-113, 2004.
- [114] K. G. Herbert and J. T. Wang, "Biological data cleaning: A case study," *Int. J. Inform. Qual.*, vol. 1, no. 1, pp. 60-82, 2007.
- [115] Y. Zhang, J. Callan, and T. Minka, "Novelty and redundancy detection in adaptive filtering," in *Proc. 25th Annu. Int. ACM SIGIR Conf. Res. Develop. Inform. Retr.*, 2002, pp. 81-88.
- [116] D. Salomon, *Data Compression*. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2004.
- [117] F. Dufaux and T. Ebrahimi, "Video surveillance using JPEG 2000," in *Proc. SPIE*, vol. 5588. 2004, pp. 268-275.
- [118] P. D. Symes, *Digital Video Compression*. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2004.
- [119] S. Sarawagi and A. Bhamidipaty, "Interactive deduplication using active learning," in *Proc. 8th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, 2002, pp. 269-278.
- [120] Z. Huang, H. Shen, J. Liu, and X. Zhou, "Effective data co-reduction for multimedia similarity search," in *Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2011, pp.1021-1032.
- [121] U. Kamath, J. Compton, R. I. Dogan, K. D. Jong, and A. Shehu, "An evolutionary algorithm approach for feature generation from sequence data and its application to DNA splice site prediction," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinf.*, vol. 9, no. 5, pp.1387-1398, Sep./Oct. 2012.

- [122] K. Leung *et al.*, "Data mining on DNA sequences of hepatitis B virus," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinf.*, vol. 8, no. 2, pp. 428-440, Mar./Apr. 2011.
- [123] J. Bleiholder and F. Naumann, "Data fusion," *ACM Comput. Surv.*, vol. 41, no. 1, pp. 1-41, 2009.
- [124] K. Goda and M. Kitsuregawa, "The history of storage systems," *Proc. IEEE*, vol. 100, no. 13, pp. 1433-1440, May 2012.
- [125] J. D. Strunk, "Hybrid aggregates: Combining SSDs and HDDS in a single storage pool," *ACM SIGOPS Oper. Syst. Rev.*, vol. 46, no. 3, pp. 50-56, 2012.
- [126] G. Soundararajan, V. Prabhakaran, M. Balakrishnan, and T. Wobber, "Extending SSD lifetimes with disk-based write caches," in *Proc. 8<sup>th</sup> USENIX Conf. File Storage Technol.*, 2010, p. 8.
- [127] U. Troppe, R. Erkens, W. Mueller-Friedt, R. Wolafka, and N. Haustein, *Storage Networks Explained: Basics and Application of Fibre Channel SAN, NAS, iSCSI, In\_niband and FCoE*. New York, NY, USA: Wiley, 2011.
- [128] P. Mell and T. Grance, "The NIST definition of cloud computing," *National Inst. Standards Technol.*, vol. 53, no. 6, p. 50, 2009.
- [129] T. Clark, *Storage Virtualization: Technologies for Simplifying Data Storage and Management*. Reading, MA, USA: Addison-Wesley, 2005.
- [130] (2017) [Online]. The Growing Importance of big data quality, Available: <http://blogs.sas.com/content/datamanagement/2016/11/21/growing-import-big-data-quality/>
- [131] Stein, Brian; Morrison, Alan (2014). [Data lakes and the promise of unsiloed data](#) (pdf) (Report). Technology Forecast: Rethinking integration. PricewaterhouseCooper.
- [132] Tuulos, Ville (22 September 2015). "[Petabyte-Scale Data Pipelines with Docker, Luigi and Elastic Spot Instances](#)"
- [133] <http://ieeexplore.ieee.org/document/7310733/authors>
- [134] [https://www.researchgate.net/publication/283053696\\_Personal\\_Data\\_Lake\\_With\\_Data\\_Gravity\\_Pull](https://www.researchgate.net/publication/283053696_Personal_Data_Lake_With_Data_Gravity_Pull)
- [135] M. K. McKusick and S. Quinlan, "GFS: Evolution on fast-forward," *ACM Queue*, vol. 7, no. 7, pp. 10-20, 2009.
- [136] (2017). *Hadoop Distributed File System* [Online]. Available: <http://hadoop.apache.org/docs/r1.0.4/hdfsdesign.html>
- [137] Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/CloudStore> and <https://code.google.com/p/kosmosfs/>
- [138] R. Chaiken *et al.*, "Scope: Easy and efficient parallel processing of massive data sets," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 1, no. 2, pp. 1265-1276, 2008.
- [139] D. Beaver, S. Kumar, H. C. Li, J. Sobel, and P. Vajgel, "Finding a needle in Haystack: Facebook's photo storage," in *Proc. 9<sup>th</sup> USENIX Conf. Oper. Syst. Des. Implement. (OSDI)*, 2010, pp. 1-8.
- [140] (2013). *Taobao File System* [Online]. Available: <http://code.taobao.org/p/tfs/src/>
- [141] *Fast Distributed File System* [Online]. Available: <https://code.google.com/p/fastdfs/>
- [142] G. DeCandia *et al.*, "Dynamo: Amazon's highly available key-value store," *SIGOPS Oper. Syst. Rev.*, vol. 41, no. 6, pp. 205-220, 2007.
- [143] D. Karger, E. Lehman, T. Leighton, R. Panigrahy, M. Levine, and D. Lewin, "Consistent hashing and random trees: Distributed caching protocols for relieving hot spots on the World Wide Web," in *Proc. 29<sup>th</sup> Annu. ACM Symp. Theory Comput.*, 1997, pp. 654-663.
- [144] (2017). *Voldemort* [Online]. Available: <http://www.project-voldemort.com/voldemort/>
- [145] (2017). *Redis* [Online]. Available: <http://redis.io/>
- [146] (2017). *Tokyo Cabinet* [Online]. Available: <http://fallabs.com/tokyocabinet/>
- [147] (2017). *Tokyo Tyrant* [Online]. Available: <http://fallabs.com/tokyotyrant/>
- [148] (2017). *Memcached* [Online]. Available: <https://memcached.org/>
- [149] (2017). *MemcacheDB* [Online]. Available: <http://memcachedb.org/>
- [150] (2017). *Riak* [Online]. Available: <http://basho.com/riak/>
- [151] (2013). *Scalaris* [Online]. Available: <http://code.google.com/p/scalaris/>



- [152] F. Chang *et al.*, "Bigtable: A distributed storage system for structured data," *ACM Trans. Comput. Syst.*, vol. 26, no. 2, pp. 4:1-4:26, Jun. 2008.
- [153] M. Burrows, "The chubby lock service for loosely-coupled distributed systems," in *Proc. 7th Symp. Oper. Syst. Des. Implement.*, 2006, pp. 335-350.
- [154] A. Lakshman and P. Malik, "Cassandra: Structured storage system on a p2p network," in *Proc. 28th ACM Symp. Principles Distrib. Comput.*, 2009, p. 5.
- [155] (2017). *HBase* [Online]. Available: <http://hbase.apache.org/>
- [156] (2017). *Hypertable* [Online]. Available: <http://hypertable.org/>
- [157] (2017). *MongoDB* [Online]. Available: <http://www.mongodb.org/>
- [158] D. Crochford. (2006). *RFC 4627-The Application/JSON Media Type for Javascript Object Notation (JSON)* [Online]. Available: <http://tools.ietf.org/html/rfc4627>
- [159] (2017). *Neo4j* [Online]. Available: <http://www.neo4j.org/>
- [160] (2017). *Sparksee(formerly DEX)* [Online]. Available: <http://www.sparsity-technologies.com/>
- [161] B. F. Cooper *et al.*, "PNUTS: Yahoo!'s hosted data serving platform," in *Proc. VLDB Endowment*, vol. 1, no. 2, pp. 1277-1288, 2008.
- [162] J. Baker *et al.*, "Megastore: Providing scalable, highly available storage for interactive services," in *Proc. Conf. Innov. Database Res. (CIDR)*, 2011, pp. 223-234.
- [163] J. C. Corbett *et al.*, "Spanner: Google's globally-distributed database," in *Proc. 10th Conf. Oper. Syst. Des. Implement. (OSDI)*, 2012.
- [164] J. Shute *et al.*, "F1: The fault-tolerant distributed RDBMS supporting Google's ad business," in *Proc. Int. Conf. Manag. Data*, 2012, pp. 777-778.
- [165] B. F. Cooper, A. Silberstein, E. Tam, R. Ramakrishnan, and R. Sears, "Benchmarking cloud serving systems with YCSB," in *Proc. 1st ACM Symp. Cloud Comput.*, 2010, pp. 143-154.
- [166] T. Kraska, M. Hentschel, G. Alonso, and D. Kossmann, "Consistency rationing in the cloud: Pay only when it matters," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 2, no. 1, pp. 253-264, 2009.
- [167] K. Keeton, C. B. Morrey, III, C. A. Soules, and A. Veitch, "Lazybase: Freshness vs. performance in information management," *SIGOPS Oper. Syst. Rev.*, vol. 44, no. 1, pp. 15-19, Jan. 2010.
- [168] D. Florescu and D. Kossmann, "Rethinking cost and performance of database systems," *ACM SIGMOD Rec.*, vol. 38, no. 1, pp. 43-48, Mar. 2009.
- [169] E. A. Brewer, "Towards robust distributed systems (abstract)," in *Proc. 19th Annu. ACM Symp. Principles Distrib. Comput. (PODC)*, 2000, p. 7.
- [170] S. Gilbert and N. Lynch, "Brewer's conjecture and the feasibility of consistent, available, partition-tolerant web services," *ACM SIGACT News*, vol. 33, no. 2, pp. 51-59, Jun. 2002.
- [171] A. S. Tanenbaum and M. V. Steen, *Distributed Systems: Principles and Paradigms*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2006.
- [172] [http://www.datagovernance.com/wpcontent/uploads/2014/11/dgi\\_framework.pdf](http://www.datagovernance.com/wpcontent/uploads/2014/11/dgi_framework.pdf)
- [173] D. W. Walker and J. J. Dongarra, "MPI: A standard message passing interface," *Supercomputer*, vol. 12, pp. 56-68, 1996.
- [174] L. Dagum and R. Menon, "OpenMP: An industry standard API for shared-memory programming," *IEEE Comput. Sci. & Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 46-55, Jan./Mar. 1998.
- [175] Leskovec J., Rajaramant A., Ullman J.D., "Mining Massive Datasets", Stanford University, 2014. Available: <http://www.mmids.org/>
- [176] R. Pike, S. Dorward, R. Griesemer, and S. Quinlan, "Interpreting the data: Parallel analysis with sawzall," *Sci. Program.*, vol. 13, no. 4, pp. 277-298, 2005.

- [177] A. F. Gates *et al.*, "Building a high-level data\_flow system on top of Map Reduce: The Pig experience," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 2, no. 2, pp. 1414-1425, Aug. 2009.
- [178] A. Thusoo *et al.*, "Hive: A warehousing solution over a Map-Reduce framework," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 2, no. 2, pp. 1626-1629, 2009.
- [179] Y. Yu *et al.*, "DryadLINQ: A system for general-purpose distributed dataparallel computing using a high-level language," in *Proc. 8th USENIX Conf. Oper. Syst. Des. Implement.*, 2008, pp. 1-14.
- [180] Y. Low, D. Bickson, J. Gonzalez, C. Guestrin, A. Kyröla, and J. M. Hellerstein, "Distributed graphlab: A framework for machine learning and data mining in the cloud," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 5, no. 8, pp. 716-727, 2012.
- [181] M. Zaharia *et al.*, "Resilient distributed datasets: A fault-tolerant abstraction for in-memory cluster computing," in *Proc. 9th USENIX Conf. Netw. Syst. Des. Implement.*, 2012, p. 2.
- [182] P. Bhatotia, A. Wieder, R. Rodrigues, U. A. Acar, and R. Pasquin, "Incoop: Mapreduce for incremental computations," in *Proc. 2nd ACM Symp. Cloud Comput.*, 2011, pp. 1-14.
- [183] D. Peng and F. Dabek, "Large-scale incremental processing using distributed transactions and notifications," in *Proc. 9th USENIX Conf. Oper. Syst. Des. Implement.*, 2010, pp. 1-15.
- [184] C. Yan, X. Yang, Z. Yu, M. Li, and X. Li, "IncMR: Incremental data processing based on mapreduce," in *Proc. IEEE 5th Int. Conf. Cloud Comput. (CLOUD)*, Jun. 2012, pp. 534-541.
- [185] C. Olston *et al.*, "Nova: Continuous Pig/hadoop work\_flows," in *Proc. Int. Conf. Manag. Data*, 2011, pp. 1081-1090.
- [186] C. Moretti, J. Bulosan, D. Thain, and P. J. Flynn, "All-pairs: An abstraction for data-intensive cloud computing," in *Proc. IEEE Int. Symp. Parallel Distrib. Process. (IPDPS)*, Apr. 2008, pp. 1-11.
- [187] Y. Bu, B. Howe, M. Balazinska, and M. D. Ernst, "HaLoop: Efficient iterative data processing on large clusters," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 3, nos. 1-2, pp. 285-296, 2010.
- [188] J. Ekanayake *et al.*, "Twister: A runtime for iterative mapreduce," in *Proc. 19th ACM Int. Symp. High Perform. Distrib. Comput.*, 2010, pp. 810-818.
- [189] D. G. Murray, M. Schwarzkopf, C. Smowton, S. Smith, A. Madhavapeddy, and S. Hand, "Ciel: A universal execution engine for distributed data-flow computing," in *Proc. 8th USENIX Conf. Netw. Syst. Des. Implement.*, 2011, p. 9.
- [190] A. H. Eschenfelder, *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, vol. 14. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1980.
- [191] C. A. Bhatt and M. S. Kankanhalli, "Multimedia data mining: State of the art and challenges," *Multimedia Tools Appl.*, vol. 51, no. 1, pp. 35-76, 2011.
- [192] G. Blackett. (2017). *Analytics Network-O.R. Analytics* [Online]. Available: <http://www.theorsociety.com/>
- [193] X. Wu *et al.*, "Top 10 algorithms in data mining," *Knowl. Inform. Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 1-37, 2007.
- [194] RuleQuest Research. Data mining tools see5 and c5.0. [www.rulequest.com/see5-info.html](http://www.rulequest.com/see5-info.html), 2001
- [195] Lawrence Page, Sergey Brin, Rajeev Motwani, and Terry Winograd. The PageRank citation ranking: Bringing order to the web. <http://google.stanford.edu/back-rub/pageranksub.ps>, 1998.
- [196] Σ.Ι.Ιωαννίδης, διπλωματική εργασία: «Φασματική και χωρική ταξινόμηση υπερφασματικών απεικονίσεων με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης», ΑΠΘ, 2015.
- [197] Ruby L. Kennedy, Yuchun Lee, Benjamin Van Roy, Christopher D. Reed, and Richard P. Lippman. *Solving Data Mining Problems Through Pattern Recognition*. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice Hall, 1998.
- [198] Chris Anderson, Η μακρινά ουρά, Πως το Διαδίκτυο επηρεάζει την οικονομία, τις επιχειρήσεις και τον πολιτισμό. Εκδόσεις Κάτοπτρο, Ιούλιος 2008.
- [199] J. Richardson, K. Schlegel, B. Hostmann, and N. McMurchy. (2008). *Magic quadrant for business intelligence platforms* [Online]. Available: <http://www.microstrategy.com/download/files/whitepapers/open/Gartner-Magic-Quadrant-for-BI-Platforms-2012.pdf>

- [200] N. S. Foundation. (2013). *Core Techniques and Technologies for Advancing Big Data Science and Engineering* [Online]. Available: <http://www.nsf.gov/pubs/2012/nsf12499/nsf12499.htm>
- [201] (2017). CyVerse (ex-*iPlant*) [Online]. Available: <http://www.cyverse.org/about>
- [202] (2017) GenBank, Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/genbank/>
- [203] (2017) FishBase, Available: <http://www.fishbase.org/search.php>
- [204] Konstantinos I. Stergiou & Athanassios C. Tsikliras (2006). *Scientific impact of FishBase: A citation analysis*. in: Maria Lourdes D. Palomares, Konstantinos I. Stergiou & Daniel Pauly, επιμ. «Fishes in Databases and Ecosystems - Proceedings of the 2006 FishBase Symposium». *Fisheries Centre Research Reports* (Fisheries Centre, University of British Columbia) 14 (4).
- [205] (2017), Mars Clickworkers, Available: <http://www.nasaclickworkers.com/classic.php>
- [206] (2017) SETI@home, Available: <https://setiathome.berkeley.edu/>
- [207] G. E. Hinton, "Learning multiple layers of representation," *Trends Cognit. Sci.*, vol.11, no.10, pp.428-434, 2007.
- [208] G. K. Baah, A. Gray, and M. J. Harrold, "On-line anomaly detection of deployed software: A statistical machine learning approach," in *Proc. 3rd Int. Workshop Softw. Qual. Assurance*, 2006, pp. 70-77.
- [209] M. Moeng and R. Melhem, "Applying statistical machine learning to multicore voltage & frequency scaling," in *Proc. 7th ACM Int. Conf. Comput. Frontiers*, 2010, pp. 277-286.
- [210] M. M. Gaber, A. Zaslavsky, and S. Krishnaswamy, "Mining data streams: A review," *ACM SIGMOD Rec.*, vol. 34, no. 2, pp. 18-26, Jun. 2005.
- [211] V. S. Verykios, E. Bertino, I. N. Fovino, L. P. Provenza, Y. Saygin, and Y. Theodoridis, "State-of-the-art in privacy preserving data mining," *ACM SIGMOD Rec.*, vol. 33, no. 1, pp. 50-57, Mar. 2004.
- [212] W. van der Aalst, "Process mining: Overview and opportunities," *ACM Trans. Manag. Inform. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 7:1-7:17, Jul. 2012.
- [213] G. Salton, "Automatic text processing," *Science*, vol. 168, no. 3929, pp. 335-343, 1970.
- [214] C. D. Manning and H. Schütze, *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1999.
- [215] A. Ritter, S. Clark, and O. Etzioni, "Named entity recognition in tweets: An experimental study," in *Proc. Conf. Empirical Methods Nat. Lang. Process.*, 2011, pp. 1524-1534.
- [216] Y. Li, X. Hu, H. Lin, and Z. Yang, "A framework for semisupervised feature generation and its applications in biomedical literature mining," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform.*, vol.8, no.2, pp. 294-307, 2011.
- [217] D. M. Blei, "Probabilistic topic models," *Commun. ACM*, vol. 55, no. 4, pp. 77-84, 2012.
- [218] H. Balinsky, A. Balinsky, and S. J. Simske, "Automatic text summarization and small-world networks," in *Proc. 11th ACM Symp. Document Eng.*, 2011, pp. 175-184.
- [219] M. Mishra, J. Huan, S. Bleik, and M. Song, "Biomedical text categorization with concept graph representations using a controlled vocabulary," in *Proc. 11th Int. Workshop Data Mining Bioinform.*, 2012, pp. 26-32.
- [220] J. Hu *et al.*, "Enhancing text clustering by leveraging wikipedia semantics," in *Proc. 31st Annu. Int. ACM SIGIR Conf. Res. Develop. Inform. Retr.*, 2008, pp. 179- 186.
- [221] M. T. Maybury, *New Directions in Question Answering*. Menlo Park, CA, USA: AAAI press, 2004.
- [222] B. Pang and L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," *Found. Trends Inform. Retr.*, vol. 2, nos. 1\_2, pp. 1-135, 2008.
- [223] S. K. Pal, V. Talwar, and P. Mitra, "Web mining in soft computing framework: Relevance, state of the art and future directions," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, no. 5, pp. 1163-1177, 2002.
- [224] S. Chakrabarti, "Data mining for hypertext: A tutorial survey," *ACM SIGKDD Explorations Newslett.*, vol. 1, no. 2, pp. 1-11, 2000.

- [225] S. Brin and L. Page, "The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine," in *Proc. 7th Int. Conf. World Wide Web*, 1998, pp. 107-117.
- [226] D. Konopnicki and O. Shmueli, "W3QS: A query system for the worldwide web," in *Proc. 21th Int. Conf. Very Large Data Bases*, 1995, pp. 54-65.
- [227] S. Chakrabarti, M. van den Berg, and B. Dom, "Focused crawling: A new approach to topic-specific web resource discovery," *Comput. Netw.*, vol. 31, nos. 11-16, pp. 1623-1640, 1999.
- [228] B. Xu, J. Bu, C. Chen, and D. Cai, "An exploration of improving collaborative recommender systems via user-item subgroups," in *Proc. 21st Int. Conf. World Wide Web*, 2012, pp. 21-30.
- [229] D. Ding *et al.*, "Beyond audio and video retrieval: Towards multimedia summarization," in *Proc. 2nd ACM Int. Conf. Multimedia Retr.*, 2012, pp.2:1-2:8.
- [230] M. Wang, B. Ni, X.-S. Hua, and T.-S. Chua, "Assistive tagging: A survey of multimedia tagging with human-computer joint exploration," *ACM Comput. Surv.*, vol. 44, no. 4, pp. 25:1-25:24, 2012.
- [231] W. Hu, N. Xie, L. Li, X. Zeng, and S. Maybank, "A survey on visual content-based video indexing and retrieval," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. C, Appl. Rev.*, vol. 41, no. 6, pp. 797-819, Nov. 2011.
- [232] X. Li, S. Lin, S. Yan, and D. Xu, "Discriminant locally linear embedding with high-order tensor data," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.*, vol. 38, no. 2, pp. 342-352, Apr. 2008.
- [233] X. Li and Y. Pang, "Deterministic column-based matrix decomposition," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 22, no. 1, pp. 145-149, Jan. 2010.
- [234] X. Li, Y. Pang, and Y. Yuan, "L1-norm-based 2DPCA," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B Cybern.*, vol. 40, no. 4, pp. 1170-1175, Apr. 2010.
- [235] Y.-J. Park and K.-N. Chang, "Individual and group behavior-based customer profile model for personalized product recommendation," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 2, pp. 1932-1939, 2009.
- [236] L. M. de Campos, J. M. Fernández-Luna, J. F. Huete, and M. A. Rueda-Morales, "Combining content-based and collaborative recommendations: A hybrid approach based on bayesian networks," *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 51, no. 7, pp. 785-799, 2010.
- [237] Y.-G. Jiang *et al.*, "Columbia-UCF TRECvid2010 multimedia event detection: Combining multiple modalities, contextual concepts, and temporal matching," in *Proc. Nat. Inst. Standards Technol. (NIST) TRECvid Workshop*, vol. 2, 2010, p. 6.
- [238] Z. Ma, Y. Yang, Y. Cai, N. Sebe, and A. G. Hauptmann, "Knowledge adaptation for ad hoc multimedia event detection with few exemplars," in *Proc. 20th Assoc. Comput. Mach. (ACM) Int. Conf. Multimedia*, 2012, pp. 469-478.
- [239] J. E. Hirsch, "An index to quantify an individual's scientific research output," *Proc. Nat. Acad. Sci. United States Amer.*, vol. 102, no. 46, p. 16569, 2005.
- [240] D. J. Watts, *Six Degrees: The Science of a Connected Age*. New York, NY, USA: Norton, 2004.
- [241] C. C. Aggarwal, *An Introduction to Social Network Data Analytics*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2011.
- [242] S. Scellato, A. Noulas, and C. Mascolo, "Exploiting place features in link prediction on location-based social networks," in *Proc. 17th Assoc. Comput. Mach. (ACM) Special Interest Group Knowl. Discovery Data (SIGKDD) Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, 2011, pp. 1046-1054.
- [243] A. Ninagawa and K. Eguchi, "Link prediction using probabilistic group models of network structure," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) Symp. Appl. Comput.*, 2010, pp. 1115-1116.
- [244] D. M. Dunlavy, T. G. Kolda, and E. Acar, "Temporal link prediction using matrix and tensor factorizations," *ACM Trans. Knowl. Discovery Data*, vol. 5, no. 2, pp. 10:1-10:27, 2011.
- [245] J. Leskovec, K. J. Lang, and M. Mahoney, "Empirical comparison of algorithms for network community detection," in *Proc. 19th Int. Conf. World Wide Web*, 2010, pp. 631-640.

- [246] N. Du, B. Wu, X. Pei, B. Wang, and L. Xu, "Community detection in large-scale social networks," in *Proc. 9th WebKDD 1st SNA-KDD Workshop Web Mining Soc. Netw. Anal.*, 2007, pp. 16-25.
- [247] S. Garg, T. Gupta, N. Carlsson, and A. Mahanti, "Evolution of an online social aggregation network: An empirical study," in *Proc. 9th Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGCOMM Conf. Internet Meas. Conf.*, 2009, pp. 315-321.
- [248] M. Allamanis, S. Scellato, and C. Mascolo, "Evolution of a location-based online social network: Analysis and models," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) Conf. Internet Meas. Conf.*, 2012, pp. 145-158.
- [249] N. Z. Gong *et al.*, "Evolution of social-attribute networks: Measurements, modeling, and implications using google+," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) Conf. Internet Meas. Conf.*, 2012, pp. 131-144.
- [250] E. Zheleva, H. Sharara, and L. Getoor, "Co-evolution of social and affiliation networks," in *Proc. 15th Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, 2009, pp. 1007-1016.
- [251] J. Tang, J. Sun, C. Wang, and Z. Yang, "Social influence analysis in large-scale networks," in *Proc. 15th Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, 2009, pp. 807-816.
- [252] Y. Li, W. Chen, Y. Wang, and Z.-L. Zhang, "Influence diffusion dynamics and influence maximization in social networks with friend and foe relationships," in *Proc. 6th Assoc. Comput. Mach. (ACM) Int. Conf. Web Search Data Mining*, 2013, pp. 657-666.
- [253] T. Lappas, K. Liu, and E. Terzi, "Finding a team of experts in social networks," in *Proc. 15th Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, 2009, pp. 467-476.
- [254] T. Zhang, A. Popescul, and B. Dom, "Linear prediction models with graph regularization for web-page categorization," in *Proc. 12th Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, 2006, pp. 821-826.
- [255] Y. Zhou, H. Cheng, and J. X. Yu, "Graph clustering based on structural/attribute similarities," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 2, no. 1, pp. 718-729, 2009.
- [256] W. Dai, Y. Chen, G.-R. Xue, Q. Yang, and Y. Yu, "Translated learning: Transfer learning across different feature spaces," in *Proc. Adv. Neural Inform. Process. Syst. (NIPS)*, 2008, pp. 353-360.
- [257] M. Rabbath, P. Sandhaus, and S. Boll, "Multimedia retrieval in social networks for photo book creation," in *Proc. 1st Assoc. Comput. Mach. (ACM) Int. Conf. Multimedia Retr.*, 2011, pp. 72:1-72:2.
- [258] S. Shridhar, M. Lakhapurua, A. Charak, A. Gupta, and S. Shridhar, "Snair: A framework for personalised recommendations based on social network analysis," in *Proc. 5th Int. Workshop Location-Based Soc. Netw.*, 2012, pp. 55-61.
- [259] S. Maniu and B. Cautis, "Taagle: Efficient, personalized search in collaborative tagging networks," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2012, pp. 661-664.
- [260] H. Hu, J. Huang, H. Zhao, Y. Wen, C. W. Chen, and T.-S. Chua, "Social tv analytics: A novel paradigm to transform tv watching experience," in *Proc. 5th Assoc. Comput. Mach. (ACM) Multimedia Syst. Conf.*, 2014, pp. 172-175.
- [261] H. Zhang, Z. Zhang, and H. Dai, "Gossip-based information spreading in mobile networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 12, no. 11, pp. 5918-5928, Nov. 2013.
- [262] H. Zhang, Z. Zhang, and H. Dai, "Mobile conductance and gossip-based information spreading in mobile networks," in *IEEE Int. Symp. Inf. Theory Proc. (ISIT)*, Jul. 2013, pp. 824-828.
- [263] H. Zhang, Y. Huang, Z. Zhang, and H. Dai. (2014). Mobile conductance in sparse networks and mobility-connectivity tradeoff. in *Proc. IEEE Int. Symp. Inf. Theory (ISIT)* [Online]. Available: <http://www4.ncsu.edu/~hdai/ISIT2014-HZ.pdf>
- [264] Cisco Syst., Inc., "Cisco visual networking index: Global mobile data traffic forecast update," Cisco Syst., Inc., San Jose, CA, USA, CiscoTech. Rep. 2012-2017.
- [265] J. Han, J.-G. Lee, H. Gonzalez, and X. Li, "Mining massive RFID, trajectory, and traffic data sets," in *Proc. 14th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining (KDD)*, 2008.
- [266] M. K. Garg, D.-J. Kim, D. S. Turaga, and B. Prabhakaran, "Multimodal analysis of body sensor network data streams for real-time healthcare," in *Proc. Int. Conf. Multimedia Inform. Retr.*, 2010, pp. 469-478.

- [267] Y. Bu, B. Howe, M. Balazinska, and M. D. Ernst, "Haloop: Efficient iterative data processing on large clusters," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 3, nos. 1\_2, pp. 285-296, 2010.
- [268] J. Ekanayake *et al.*, "Twister: A runtime for iterative mapreduce," in *Proc. 19th Assoc. Comput. Mach. (ACM) Int. Symp. High Perform. Distrib. Comput.*, 2010, pp. 810-818.
- [269] D. Logothetis and K. Yocum, "Ad-hoc data processing in the cloud," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 1, no. 2, pp. 1472-1475, 2008.
- [270] T. Condie, N. Conway, P. Alvaro, J. M. Hellerstein, K. Elmeleegy, and R. Sears, "Mapreduce online," in *Proc. 7th USENIX Conf. Netw. Syst. Des. Implement.*, 2010, p. 21.
- [271] B. Li, E. Mazur, Y. Diao, A. McGregor, and P. Shenoy, "A platform for scalable one-pass analytics using mapreduce," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2011, pp. 985-996.
- [272] D. Jiang, B. C. Ooi, L. Shi, and S. Wu, "The performance of mapreduce: An in-depth study," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 3, nos. 1-2, pp. 472-483, 2010.
- [273] J. Dittrich, J.-A. Quiané-Ruiz, A. Jindal, Y. Kargin, V. Setty, and J. Schad, "Hadoop++: Making a yellow elephant run like a cheetah (without it even noticing)," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 3, nos. 1-2, pp. 515-529, 2010.
- [274] A. Abouzied, K. Bajda-Pawlikowski, J. Huang, D. J. Abadi, and A. Silberschatz, "Hadoopdb in action: Building real world applications," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2010, pp. 1111-1114.
- [275] M. Zaharia, D. Borthakur, J. Sen Sarma, K. Elmeleegy, S. Shenker, and I. Stoica, "Delay scheduling: A simple technique for achieving locality and fairness in cluster scheduling," in *Proc. 5th Eur. Conf. Comput. Syst.*, 2010, pp. 265-278.
- [276] T. Sandholm and K. Lai, "Dynamic proportional share scheduling in Hadoop," in *Job Scheduling Strategies for Parallel Processing*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010, pp. 110-131.
- [277] K. Kc and K. Anyanwu, "Scheduling hadoop jobs to meet deadlines," in *Proc. IEEE 2nd Int. Conf. Cloud Comput. Technol. Sci. (CloudCom)*, Nov./Dec. 2010, pp. 388-392.
- [278] M. Yong, N. Garegrat, and S. Mohan, "Towards a resource aware scheduler in Hadoop," in *Proc. Int. Conf. Web Services (ICWS)*, 2009, pp. 102-109.
- [279] S. Blanas, J. M. Patel, V. Ercegovic, J. Rao, E. J. Shekita, and Y. Tian, "A comparison of join algorithms for log processing in mapreduce," in *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) (SIGMOD) Int. Conf. Manag. Data*, 2010, pp. 975-986.
- [280] J. Lin and C. Dyer, "Data-intensive text processing with mapreduce," *Synthesis Lect. Human Lang. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 1-177, 2010.
- [281] S. Babu, "Towards automatic optimization of mapreduce programs," in *Proc. 1st Assoc. Comput. Mach. (ACM) Symp. Cloud Comput.*, 2010, pp. 137-142.
- [282] E. Jahani, M. J. Cafarella, and C. Ré, "Automatic optimization for mapreduce programs," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 4, no. 6, pp. 385-396, 2011.
- [283] J. Leverich and C. Kozyrakis, "On the energy (in) efficiency of Hadoop clusters," *Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGOPS Operat. Syst. Rev.*, vol. 44, no. 1, pp. 61-65, 2010.
- [284] W. Lang and J. M. Patel, "Energy management for mapreduce clusters," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 3, nos. 1-2, pp. 129-139, 2010.
- [285] K.-H. Lee, Y.-J. Lee, H. Choi, Y. D. Chung, and B. Moon, "Parallel data processing with mapreduce: A survey," *Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGMOD Rec.*, vol. 40, no. 4, pp. 11-20, 2012.
- [286] B. T. Rao and L. Reddy. (2012). *Survey on improved scheduling in hadoop mapreduce in cloud environments*. arXiv preprint arXiv:1207.0780 [Online]. Available: <http://arxiv.org/pdf/1207.0780.pdf>
- [287] (2017). *Summingbird* [Online]. Available: <http://github.com/twitter/Summingbird>
- [288] Y. Chen, "We don't know enough to make a big data benchmark suite\_ An academia-industry view," in *Proc. Workshop Big Data Benchmarking (WBDB)*, 2012.

- [289] (2017). *TPC Benchmarks* [Online]. Available: <http://www.tpc.org/information/benchmarks.asp>
- [290] R. O. Nambiar and M. Poess, "The making of TPC-DS," in *Proc. 32nd Int. Conf. Very Large Data Bases (VLDB) Endowment*, 2006, pp. 1049-1058.
- [291] S. Patil *et al.*, "Ycsb++: Benchmarking and performance debugging advanced features in scalable table stores," in *Proc. 2nd Assoc. Comput. Mach. (ACM) Symp. Cloud Comput.*, 2011, p. 9.
- [292] T. Rabl, S. Gómez-Villamor, M. Sadoghi, V. Muntés-Mulero, H.-A. Jacobsen, and S. Mankovskii, "Solving big data challenges for enterprise application performance management," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 5, no. 12, pp. 1724-1735, 2012.
- [293] (2017). *Grid Mix* [Online]. Available: <https://hadoop.apache.org/docs/r1.2.1/gridmix.html>
- [294] (2017). *Pig Mix* [Online]. Available: <https://cwiki.apache.org/confluence/display/PIG/PigMix>
- [295] A. Pavlo *et al.*, "A comparison of approaches to large-scale data analysis," in *Proc. 35th SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2009, pp. 165-178.
- [296] (2017). *Gray Sort* [Online]. Available: <http://sortbenchmark.org/>
- [297] Y. Chen, A. Ganapathi, R. Grifith, and R. Katz, "The case for evaluating mapreduce performance using workload suites," in *Proc. IEEE 19th Int. Symp. Model., Anal., Simul. Comput. Telecommun. Syst. (MASCOTS)*, Jul. 2011, pp. 390-399.
- [298] Y. Chen, S. Alspaugh, and R. Katz, "Interactive analytical processing in big data systems: A cross-industry study of mapreduce workloads," *Proc. VLDB Endowment*, vol. 5, no. 12, pp. 1802-1813, 2012.
- [299] A. Ghazal *et al.*, "Bigbench: Towards an industry standard benchmark for big data analytics," *Proc. Assoc. Comput. Mach. (ACM) SIGMOD Int. Conf. Manag. Data*, 2013, pp. 1197-1208.
- [300] TPC Benchmarks, Available: <http://www.tpc.org/default.asp#>
- [301] David Bollier, Rapporteur, *The Promise and Peril of Big Data*, The Aspen Institute, Communications and Society program, Washington DC 2010.
- [302] Chris Anderson, "The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete," *Wired*, June 23, 2008, at [http://www.wired.com/science/discoveries/magazine/16-07/pb\\_theory](http://www.wired.com/science/discoveries/magazine/16-07/pb_theory).
- [303] John Timmer, "Why the Cloud Cannot Obscure the Scientific Method," *Ars Technica*, June 25, 2008, at <http://arstechnica.com/old/content/2008/06/why-the-cloud-cannot-obscure-thescientific-method.ars>.







