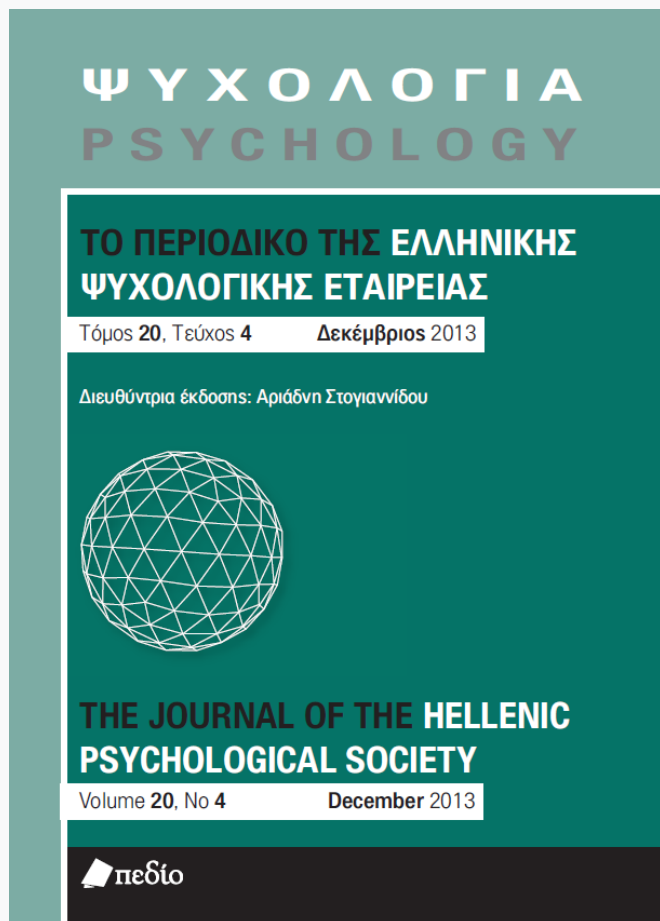


Psychology: the Journal of the Hellenic Psychological Society

Vol 20, No 4 (2013)



Computational Model of Intelligence

Σταύρος - Εμμανουήλ Πανούτσος

doi: [10.12681/psy_hps.23602](https://doi.org/10.12681/psy_hps.23602)

Copyright © 2020, Σταύρος - Εμμανουήλ Πανούτσος



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).

To cite this article:

Πανούτσος Σ. .- Ε. (2020). Computational Model of Intelligence. *Psychology: The Journal of the Hellenic Psychological Society*, 20(4), 448–461. https://doi.org/10.12681/psy_hps.23602

Υπολογιστικό Μοντέλο της Νοημοσύνης

ΠΑΝΟΥΤΣΟΣ ΣΤΑΥΡΟΣ-ΕΜΜΑΝΟΥΗΛ¹

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός αυτής της μελέτης είναι να αναδείξει σημαντικά θέματα που διέπουν την έννοια της νοημοσύνης. Η ανθρώπινη νοημοσύνη έχει αποτελέσει θέμα αντιπαράθεσης μεταξύ των ερευνητών και, ως εκ τούτου, η ίδια η φύση και η δομή της νοημοσύνης εξακολουθούν να παραμένουν ασαφείς. Η παρούσα έρευνα εξετάζει την νοημοσύνη όσον αφορά τρεις πτυχές και συγκεκριμένα την ταχύτητα επεξεργασίας πληροφοριών, την ταχύτητα μάθησης και την αναπαράσταση πληροφοριών που απαιτείται για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων. Παρά το γεγονός ότι όλα αυτά έχουν προταθεί ως υποψήφιοι μηχανισμοί της νοημοσύνης, ο συσχετισμός μεταξύ τους, καθώς και με τις επιπτώσεις τους στη γνωστική λειτουργία είναι ακόμα ασαφής. Για να διερευνηθεί αυτό ακόμη περισσότερο, ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αναπτύχθηκε σε Matlab, προκειμένου να εφαρμοσθεί μια μηχανιστική προσέγγιση της νοημοσύνης. Αυτό το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε για να ελεγχτεί η υπόθεση ότι ορισμένες τροποποιήσεις παραμέτρων, όπως της συνάρτησης ενεργοποίησης, του ρυθμού μάθησης ή του αριθμού των υπολογιστικών μονάδων στο δίκτυο, θα μπορούσε να συνδέεται με την ταχύτητα επεξεργασίας του δικτύου, την ταχύτητα της μάθησης και την αναπαράσταση των πληροφοριών αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι μόνο οι τροποποιήσεις στο ρυθμό μάθησης επηρεάζουν σημαντικά όλους προαναφερθέντες παράγοντες. Ως αποτέλεσμα, αυτή η παράμετρος προτείνεται ως ένας υποψήφιος μηχανισμός που ερμηνεύει ένα σημαντικό τμήμα της νευροβιολογικής βάσης της ανθρώπινης νοημοσύνης. Οι επιπτώσεις συζητούνται.

Λέξεις-κλειδιά: Νοημοσύνη, Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

1. Εισαγωγή

Η προσπάθεια προσδιορισμού και ερμηνείας των μηχανισμών που επηρεάζουν και διαμορφώνουν την ανθρώπινη νοημοσύνη έχει αποτελέσει ιδιαίτερο αντικείμενο ερευνών επί δεκαετίες. Η πολυπλοκότητα του θέματος, ωστόσο, έχει προκαλέσει σύγχυση στην επιστημονική βιβλιογραφία

και ως εκ τούτου οι επιστήμονες δεν έχουν ακόμη συμφωνήσει σε έναν ευρέως αποδεκτό ορισμό της νοημοσύνης (Sternberg et al., 1981). Οι δεκάδες θεωρίες που έχουν προταθεί καταδεικνύουν τις διαφορετικές προσεγγίσεις με τις οποίες οι ερευνητές προσπαθούν να ερμηνεύσουν τη νοημοσύνη. Ωστόσο, παρά τις διαφορές τους, οι περισσότερες θεωρίες έχουν την ίδια βάση: εξετά-

1. Διεύθυνση: Πανούτσος Σταύρος-Εμμανουήλ. University of London, Birkbeck College. Department of Psychological Sciences. Malet Street, London WC1E 7HX. Τηλ.: +44 (0)20 7631 6535. E-mail: spanou01@mail.bbk.ac.uk.

ζουν τη νοημοσύνη ως προς τα στατιστικά αποτελέσματα διάφορων τεστ IQ (Intelligence Quotient).

Σε αυτό το πλαίσιο της στατιστικής ερμηνείας, η νοημοσύνη εκτιμάται από τη συσχέτιση (correlation) που εμφανίζεται μεταξύ των διάφορων δοκιμασιών που συμπεριλαμβάνονται στα τεστ IQ. Η κοινή διασπορά των δοκιμασιών οδήγησε στο συμπέρασμα πως αν ένα άτομο επιτύχει υψηλό δείκτη IQ σε κάποιο τεστ τότε είναι πιθανό να έχει υψηλούς δείκτες και σε άλλα τεστ IQ. Η παρατήρηση αυτή, που προτάθηκε αρχικά από τον Άγγλο ψυχολόγο Charles Spearman (1927), οδήγησε στην αντίληψη ότι η νοημοσύνη αποτελείται από μια ενιαία ολότητα η οποία ονομάζεται “γενική νοημοσύνη” (*g factor*).

Αντιθέτως, η μη κοινή διασπορά αποτέλεσε εφαλτήριο για ψυχολογικές θεωρίες που υποστήριζαν πως η νοημοσύνη αποτελείται από περισσότερα επιμέρους στοιχεία. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η θεωρία του Catell (1987) που υποστηρίζει την ύπαρξη δύο ειδών νοημοσύνης την αποκρυσταλλωμένη (*crystallized*) και τη ρευστή (*fluid*) καθώς και η θεωρία του Edward Gardner, σύμφωνα με τον οποίο υπάρχουν τουλάχιστον οκτώ διαφορετικά είδη νοημοσύνης (Λογικο-μαθηματική, Γλωσσική, Χωρική, Μουσική, Διαπροσωπική, Ενδοπροσωπική, Σωματική-Κινησθητική, Φυσική) (Gardner, 2000).

Παρά τις διαφορές τους, οι ψυχομετρικές αυτές προσεγγίσεις παρουσιάζουν ορισμένα σημαντικά μειονεκτήματα. Ακριβώς επειδή οι θεωρίες αυτές βασίζονται σε στατιστικά δεδομένα, η σύνδεση των συμπερασμάτων με διακριτούς ψυχολογικούς μηχανισμούς είναι πολύ περιορισμένη. Επιπροσθέτως, πολλές από τις θεωρίες της ψυχομετρίας αδυνατούν να ερμηνεύσουν τη νοημοσύνη από αναπτυξιακή-εξελικτική οπτική (Anderson, 1992).

Για τον λόγο αυτό, επιχειρείται μια διαφορετική “μηχανιστική” προσέγγιση στην ερμηνεία της νοημοσύνης, προκειμένου να αναδειχθούν οι μηχανισμοί εκείνοι που την επηρεάζουν άμεσα. Οι παραδοσιακές στατιστικές μέθοδοι, ωστόσο, δεν θα μπορούσαν να αποτελέσουν χρήσιμο εργαλείο σε ένα τέτοιο πλαίσιο καθώς το μεγάλο πλήθος των παραγόντων που εμφανίζουν συσχέτιση με

υψηλούς δείκτες IQ θα προκαλούσε σύγχυση, δυσκολεύοντας τη διάκριση των μηχανισμών που ουσιαστικά επηρεάζουν άμεσα τη νοημοσύνη. Λύση σε αυτό το ζήτημα θα μπορούσαν να δώσουν τα υπολογιστικά μοντέλα και ιδιαίτερα η χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ).

Τα μηχανιστικά αυτά μοντέλα έχουν αποδειχθεί πολύτιμα εργαλεία καθώς η δομή τους βασίζεται στις βιολογικές ιδιότητες του εγκεφάλου και, κατ’ αυτό τον τρόπο, μπορούν να προσομοιώσουν ανώτερες γνωστικές λειτουργίες όπως η μάθηση, η αντίληψη και η γλώσσα και μάλιστα με ιδιαίτερη αποτελεσματικότητα (Halford, 1999). Επιπροσθέτως, τα υπολογιστικά μοντέλα επιβάλλουν τη χρήση αυστηρά ορισμένης ορολογίας: όροι όπως ταχύτητα επεξεργασίας και πολυπλοκότητα, που πιθανώς χρησιμοποιούνται αόριστα σε άλλες ψυχολογικές θεωρίες, πρέπει να είναι σαφώς προσδιορισμένες στα πλαίσια ενός υπολογιστικού μοντέλου (Thomas & Karmiloff – Smith, 2003). Αναφορικά με τις διαφορές που καταγράφονται μεταξύ εγκεφάλου και ΤΝΔ, αναδεικνύεται η διαφορά ως προς το πλήθος των νευρώνων και των μεταξύ τους συνδέσεων που είναι κατά πολύ περισσότερες στον εγκέφαλο, αυξάνοντας έτσι την πολυπλοκότητα του. Επιπροσθέτως, ένα ΤΝΔ διαθέτει πολύ μεγάλη ακρίβεια εκτέλεσης υπολογισμών και λειτουργική σταθερότητα, ενώ ο εγκέφαλος ενδέχεται να επηρεαστεί από οργανικούς/ψυχολογικούς παράγοντες. Τέλος, ένα ΤΝΔ έχει τη δυνατότητα να συγκρατεί μόνιμα πληροφορίες αλλά και να τις αντικαθιστά με νέα στοιχεία, γεγονός που δεν συμβαίνει πάντα στον ανθρώπινο εγκέφαλο (Fausett, 1996).

Αναφορικά με τους παράγοντες που θα πρέπει να εξεταστούν συμπεριλαμβάνονται μηχανισμοί που αποδεδειγμένα σχετίζονται με τη νοημοσύνη. Ένας παράγοντας που έχει προταθεί είναι η ταχύτητα επεξεργασίας πληροφοριών η οποία ερμηνεύει μεγάλο ποσοστό της κοινής διασποράς στα τεστ IQ (Jensen, 1998). Ο παράγοντας αυτός επηρεάζει σημαντικά τη νοημοσύνη, καθώς μια χαμηλή ταχύτητα επεξεργασίας περιορίζει ένα άτομο ως προς τη λήψη των πληροφοριών που παρέχονται από το περιβάλλον. Επίσης, η χαμηλή ταχύτητα επεξεργασίας μπορεί να απο-

βεί προβληματική ως προς το συντονισμό παράλληλων διεργασιών, καθώς ο χρόνος που θα απαιτηθεί για την ολοκλήρωση μιας διεργασίας θα περιορίσει την πρόσληψη πληροφοριών που είναι αναγκαίες για την ολοκλήρωση της επόμενης διεργασίας (Salthouse, 1996). Προκειμένου να εκτιμηθεί η ταχύτητα επεξεργασίας πληροφοριών, η μέτρηση του χρόνου αντίδρασης (reaction time) θα μπορούσε να αποτελέσει ένα κατάλληλο μέτρο.

Εκτός της ταχύτητας επεξεργασίας των πληροφοριών, ένας παράγοντας που επίσης έχει συσχετισθεί με τη νοημοσύνη είναι η ταχύτητα μάθησης. Η ταχύτητα μάθησης αναφέρεται στο ρυθμό με τον οποίο οι συμμετέχοντες σε ένα ψυχολογικό τεστ αντιλαμβάνονται και κατανοούν τις διάφορες φάσεις μιας δοκιμασίας. Σύμφωνα με μια μελέτη των Williams και Pearlberg (2006), οι οποίοι χρησιμοποίησαν πολλαπλές δοκιμασίες μάθησης, παρατηρήθηκε αυξημένη συσχέτιση μεταξύ της επίδοσης των συμμετεχόντων στις δοκιμασίες και του τεστ προοδευτικών μητρώων του Raven (Raven's Advanced Progressive Matrices) (Raven et al., 1998). Τα δεδομένα αυτά, που υποστηρίζονται και από αποτελέσματα άλλων μελετών, αναδεικνύουν τη σημασία της ταχύτητας μάθησης και τη συσχέτιση της με τη νοημοσύνη.

Άλλος ένας παράγοντας που σχετίζεται με τη νοημοσύνη είναι η βραχύχρονη μνήμη που χρησιμοποιείται για να εκτελεστούν οι στοιχειώδεις υπολογιστικές ανάγκες των δοκιμασιών στα τεστ IQ. Παρόλο που τόσο η δομή όσο και η λειτουργία της βραχύχρονης μνήμης δεν είναι σαφώς καθορισμένες, ιδιαίτερα σημαντικός για την απόδοσή της είναι ο τρόπος με τον οποίο κωδικοποιούνται και αναπαριστούνται οι πληροφορίες. Μια ευέλικτη μορφή κωδικοποίησης καθιστά την επεξεργασία της πληροφορίας ευκολότερη και ταχύτερη. Σύμφωνα με τους Philips, Halford και Wilson (1995), οι εσωτερικές αναπαραστάσεις των πληροφοριών μπορούν να περιγραφούν με τη χρήση υπολογιστικών μοντέλων, καθώς αποτελούνται, στη βάση τους, από απλές σχέσεις. Όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα των σχέσεων που μπορούν να αναπαρασταθούν τόσο αναπτύσσεται και η νοημοσύνη.

Λαμβάνοντας υπ' όψιν όλα όσα αναφέρθηκαν, σκοπός της εργασίας είναι να διερευνηθεί, με τη χρήση ενός υπολογιστικού μοντέλου, ποιος από τους τρεις παράγοντες: ταχύτητα επεξεργασίας, ταχύτητα μάθησης και αναπαράσταση των πληροφοριών, επηρεάζει τη νοημοσύνη.

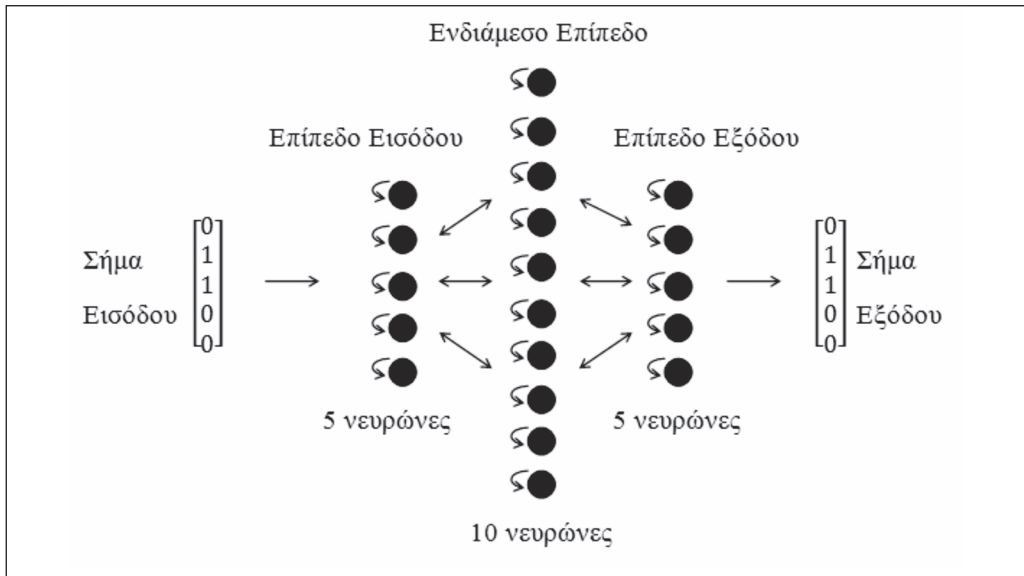
2. Μέθοδος

Αρχιτεκτονική Δικτύου

Για την διερεύνηση των παραγόντων που επηρεάζουν τη νοημοσύνη, αναπτύχθηκε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) χρησιμοποιώντας το προγραμματιστικό περιβάλλον Matlab (version R2013a MathWorks Inc.). Το εν λόγω ΤΝΔ αποτελούνταν από τρία επίπεδα (layers) με πέντε νευρώνες εισόδου, δέκα υπολογιστικούς (κρυμμένους) νευρώνες και πέντε νευρώνες εξόδου συνδεδεμένους μεταξύ τους. Ιδιαίτερο χαρακτηριστικό του ΤΝΔ αποτέλεσε η ύπαρξη επιπλέον συνδέσεων ανατροφοδότησης σε όλους τους νευρώνες του δικτύου, έτσι ώστε το σήμα εξόδου που παράγει ένας νευρώνας να διοχετεύεται εκ νέου ως σήμα εισόδου στον νευρώνα αυτό (Recurrent Neural Network). Η αρχιτεκτονική αυτή επιλέχθηκε για δύο κυρίως λόγους: πρώτον επειδή αυτού του είδους η ανατροφοδότηση δημιουργεί ένα είδος “μνήμης” των προηγούμενων σημάτων στο δίκτυο αυξάνοντας έτσι την ικανότητα αναπαράστασης πληροφοριών του ΤΝΔ (Mitchell, 1997) και δεύτερον διότι προσομοιώνει την αντίστροφη διάδοση των ηλεκτρικών ώσεων που παρατηρείται στα νευρωνικά δίκτυα του κεντρικού νευρικού συστήματος (ΚΝΣ).

Δεδομένα Εκπαίδευσης

Το ΤΝΔ έλαβε ως σήμα εισόδου δεκαέξι δυαδικά διανύσματα σε διάρκεια εκπαίδευσης 16.000 κύκλων (epochs), ενώ οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν ανά 200 κύκλους. Το κάθε ένα διάνυσμα παρουσιάστηκε στο ΤΝΔ για οκτώ κύκλους. Ο λόγος που χρησιμοποιήθηκαν δυαδικά διανύσματα οφείλεται στο ότι έχουν τη δυνατότητα να κωδικοποιούν την πληροφορία με ευέλικτο τρόπο, ενώ



Σχήμα 1
Αρχιτεκτονική του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

η μικρή διαφορά που παρουσιάζουν ως σήματα εξόδου, οδηγούν σε μικρό βαθμό σφάλματος, επιτρέποντας την εκπαίδευση του ΤΝΔ σε μικρότερο χρονικό διάστημα (Dawson, Kelly et al., 2010). Τα συναπτικά βάρη είχαν αρχικά τυχαίες τιμές μεταξύ του $-0,1$ και $0,1$ και η πόλωση τιμή 1 . Για την εκπαίδευση του δικτύου έγινε χρήση του αλγορίθμου Back Propagation Through Time (BPTT) (Rumelhart, McClelland et al., 1986) σύμφωνα με τον οποίο τα διανύσματα τα οποία υπολόγισε το ΤΝΔ ως σήματα εξόδου, συγκρίθηκαν, σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης, με διανύσματα στόχους ώστε να βεβαιωθεί εάν το ΤΝΔ υπολόγισε τα σωστά αποτελέσματα. Η απόκλιση του σήματος εξόδου από τα διανύσματα στόχους υπολογιζόταν ως το σφάλμα του δικτύου και χρησιμοποιούνταν για τη μεταβολή των συναπτικών βαρών στον επόμενο κύκλο, ώστε το ΤΝΔ να υπολογίσει διανύσματα με μικρότερη απόκλιση. Τα διανύσματα στόχοι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα ίδια ακριβώς δεκαέξι δυαδικά διανύσματα που χρησιμοποιήθηκαν ως σήματα εισόδου.

Γι' αυτό τον λόγο, η λειτουργία που το ΤΝΔ

έπρεπε ουσιαστικά να επιτελέσει ήταν να μάθει να υπολογίζει ένα διάνυσμα εξόδου ακριβώς ίδιο με το διάνυσμα εισόδου που δέχθηκε (αυτό-συσχέτιση), διαδικασία που περιγράφεται από τη ταυτοτική συνάρτηση $f(\vec{x}) = \vec{x}$ όπου το \vec{x} είναι το δυαδικό διάνυσμα. Η διαδικασία της αυτό-συσχέτισης επιλέχθηκε διότι αποτελεί χρήσιμο εργαλείο για τη μελέτη της νοημοσύνης: επειδή το διάνυσμα που παράγεται είναι ταυτόσημο του αρχικού, αυτού του είδους τα ΤΝΔ μπορούν, μετά από εκπαίδευση, να υπολογίσουν το σωστό διάνυσμα ακόμα και αν έχουν δεχθεί εσφαλμένο διάνυσμα εισόδου. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιούνται σε δοκιμασίες συμπλήρωσης-συναρμολόγησης εικόνας, δοκιμασίες που εμπεριέχονται σε πολλά τεστ νοημοσύνης. Επιπροσθέτως, τα ΤΝΔ αυτού του είδους έχουν την δυνατότητα να δημιουργούν εσωτερικές αναπαραστάσεις της πληροφορίας στους υπολογιστικούς νευρώνες οι οποίες δεν είναι αρχικά διακριτές, με αποτέλεσμα να αποκτούν ευελιξία στην κωδικοποίηση των πληροφοριών και να παράγουν διανύσματα με μικρότερο σφάλμα πιο γρήγορα (Mitchell, 1997).

Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε ήταν η μη γραμμική (non linear transfer function) σιγμοειδής λογιστική συνάρτηση η οποία ορίστηκε ως εξής:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-t \cdot x}}$$

Όπου t είναι θετική σταθερά που καθορίζει την κλίση της συνάρτησης, αναφέρεται στη βιβλιογραφία και ως θερμότητα (temperature). Η συνάρτηση αυτή χρησιμοποιείται εκτενώς στα ΤΝΔ καθώς έχει ομοιότητες με βηματική συνάρτηση και είναι παραγωγίσιμη σε όλο το πεδίο ορισμού της.

Αξιολόγηση

Εφ' όσον το συγκεκριμένο ΤΝΔ αναπτύχθηκε προκειμένου να εξεταστεί ποιοι μηχανισμοί επηρεάζουν άμεσα τη νοημοσύνη, θα πρέπει να ορισθούν με ακρίβεια ποια χαρακτηριστικά του δικτύου θα πρέπει να μετρηθούν και να αξιολογηθούν γι' αυτό το σκοπό. Καθώς έχουν επιλεχθεί τρεις παράγοντες που αποδεδειγμένα παρουσιάζουν συσχέτιση με τη νοημοσύνη (ταχύτητα επεξεργασίας πληροφοριών, ταχύτητα μάθησης και αναπαράσταση πληροφοριών) πρέπει να καθοριστούν και τα επιμέρους στοιχεία του ΤΝΔ που αντιπροσωπεύουν τους παράγοντες αυτούς καθώς και να προσδιοριστεί ο τρόπος μέτρησης και αξιολόγησης τους.

Αναφορικά με την ταχύτητα επεξεργασίας πληροφοριών, η μέτρηση του χρόνου αντίδρασης (reaction time) θα μπορούσε να αποτελέσει ένα κατάλληλο μέτρο. Στα ψυχολογικά τεστ, ως χρόνος αντίδρασης ορίζεται ο χρόνος που απαιτείται έως ότου ένα ερέθισμα γίνει αντιληπτό από τον συμμετέχοντα (Anderson, 1992). Στα πλαίσια ενός ΤΝΔ, ως χρόνος αντίδρασης ορίζεται ο χρόνος που απαιτείται έως ότου το δίκτυο παράγει ένα σωστό σήμα εξόδου, για ένα δεδομένο σήμα εισόδου. Ο χρόνος αυτός μετρείται σε κύκλους εκπαίδευσης για το δίκτυο. Στο παρών ΤΝΔ κάθε διάνυσμα παρουσιάστηκε ως σήμα εισόδου για οκτώ κύκλους και επομένως με βάση αυτό το όριο μετρήθηκε το κατά πόσο γρήγορα το δίκτυο μπο-

ρούσε να "μάθει" το διάνυσμα που παρουσιάστηκε και υπολογίστηκε έτσι ο χρόνος αντίδρασης. Η παράμετρος του ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκε προκειμένου να εξεταστεί ο χρόνος αντίδρασης ήταν η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης που μεταβλήθηκε με την θετική σταθερά t .

Σχετικά με την ταχύτητα μάθησης χρησιμοποιήθηκε ο ρυθμός μάθησης (learning rate) του ΤΝΔ. Ο ρυθμός αυτός αναφέρεται στο κατά πόσο γρήγορα το δίκτυο προσαρμόζεται σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης ώστε να προσεγγίζει όλο και περισσότερο το σωστό αποτέλεσμα στόχο. Στο παρών ΤΝΔ ο ρυθμός μάθησης ορίστηκε ως ένας θετικός συντελεστής που εκφράζει το ρυθμό ανανέωσης των συναπτικών βαρών σε κάθε κύκλο. Πιο συγκεκριμένα:

$$w_{ji} \leftarrow w_{ji} + \eta \cdot \delta_j \cdot x_{ji}$$

Όπου w_{ji} είναι το συναπτικό βάρος μεταξύ των νευρώνων i και j , η είναι ο ρυθμός μάθησης, δ_j είναι το σφάλμα του νευρώνα j και x_{ji} είναι το αρχικό σήμα εισόδου από τον νευρώνα i στον j .

Τέλος, προκειμένου να αξιολογηθεί η αναπαράσταση της πληροφορίας στο ΤΝΔ, οι ίδιες μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν με διαφορετικό πλήθος υπολογιστικών νευρώνων στο ενδιάμεσο επίπεδο του δικτύου. Η ύπαρξη περισσότερων νευρώνων σε ένα ΤΝΔ αυξάνει τον αριθμό των μεταξύ τους συνάψεων (και επομένως των συναπτικών βαρών τους) με αποτέλεσμα να οδηγεί σε περισσότερους δυνατούς συνδυασμούς κωδικοποίησης του σήματος εισόδου μέσα στο δίκτυο, δημιουργώντας έτσι μια πιο πολύπλοκη αναπαράσταση πληροφοριών σε ένα ΤΝΔ.

Προκειμένου να αξιολογηθούν σωστά οι τρεις αυτές παράμετροι του ΤΝΔ, εκτός του χρόνου αντίδρασης μετρήθηκε επίσης η ακρίβεια και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του ΤΝΔ. Πιο συγκεκριμένα, η ακρίβεια μετρήθηκε με το ποσοστό των διανυσμάτων που έμαθε το ΤΝΔ ως προς όλα τα 16 συνολικά διανύσματα σε όλη τη διάρκεια εκπαίδευσης. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMS error) ορίστηκε ως εξής:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - a_i)^2}{N}}$$

Όπου t είναι το σήμα στόχος, a είναι το σήμα εξόδου και N ο συνολικός αριθμός των σημάτων. Να σημειωθεί ότι το σφάλμα που υπολογίζεται στο άθροισμα διαιρείται με το συνολικό αριθμό των διανυσμάτων, δηλαδή 16, ώστε το σφάλμα RMS να είναι κανονικοποιημένο.

Αναφορικά με τις αποδεκτές τιμές που θα πρέπει να έχουν οι τρεις αυτές μετρήσεις ώστε το TND να θεωρηθεί ότι έχει τη βέλτιστη απόδοση, για το χρόνο αντίδρασης η τιμή πρέπει να είναι μικρότερη των 2 κύκλων εκπαίδευσης καθώς για ένα TND με καλή απόδοση, το πολύ ένας κύκλος είναι αρκετός για εκπαίδευση. Για την ακρίβεια, αποδεκτή τιμή θεωρείται το 100% καθώς το TND πρέπει να υπολογίζει το σωστό σήμα εξόδου, για κάθε ένα σήμα εισόδου. Τέλος, για το σφάλμα RMS αποδεκτές τιμές θεωρούνται όσες είναι μικρότερες του 10% καθώς ο αλγόριθμος εκπαίδευσης χρησιμοποιεί ως συνθήκη σύγκρισης την τιμή 0,1 προκειμένου να αποτιμήσει την τιμή εξόδου ενός νευρώνα ως σωστή ή λανθασμένη.

Πειραματικός Σχεδιασμός

Κατά τη διάρκεια του πειράματος τροποποιήθηκαν τρεις παράμετροι του TND: η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης, ο ρυθμός μάθησης και ο αριθμός των υπολογιστικών νευρώνων. Για τη μεταβολή της κλίσης, η σταθερά t της σιγμοειδούς συνάρτησης έλαβε τις τιμές 0,25, 0,5, 1, 1,5 και 2 ενώ ο ρυθμός μάθησης ήταν 0,1 και το TND αποτελούταν από 10 υπολογιστικούς νευρώνες. Στη συνέχεια ο ρυθμός μάθησης έλαβε τις τιμές 0,01, 0,1, 0,25, 0,5, 0,75 και 1 ενώ η σταθερά της συνάρτησης ήταν 1,5 και το TND αποτελούταν από 10 υπολογιστικούς νευρώνες. Τέλος, το TND αξιολογήθηκε με 5, 10, 15 και 20 υπολογιστικούς νευρώνες, ενώ η σταθερά της σιγμοειδούς συνάρτησης και ο ρυθμός μάθησης είχαν τιμές 1,5 και 0,1 αντίστοιχα. Σε κάθε μια από τις τρεις περιπτώσεις πραγματοποιήθηκαν δέκα επαναλήψεις με τυχαία συναπτικά βάρη και υπολογίστηκαν οι στατιστικοί μέσοι όροι, ως προς το χρόνο αντίδρασης, την ακρίβεια και το σφάλμα RMS.

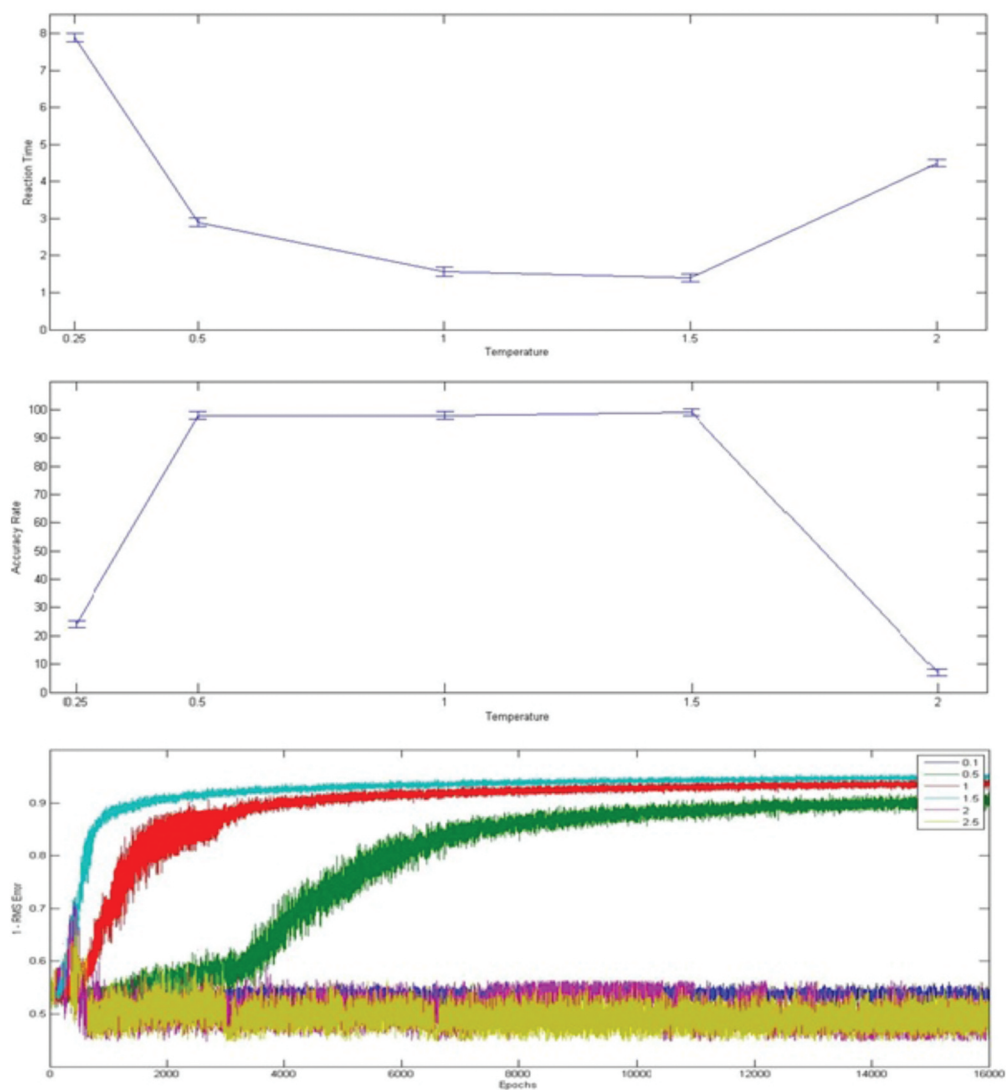
Αποτελέσματα

Η πρώτη παράμετρος που εξετάστηκε ήταν η σταθερά της σιγμοειδούς συνάρτησης. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις ακόλουθες γραφικές παραστάσεις.

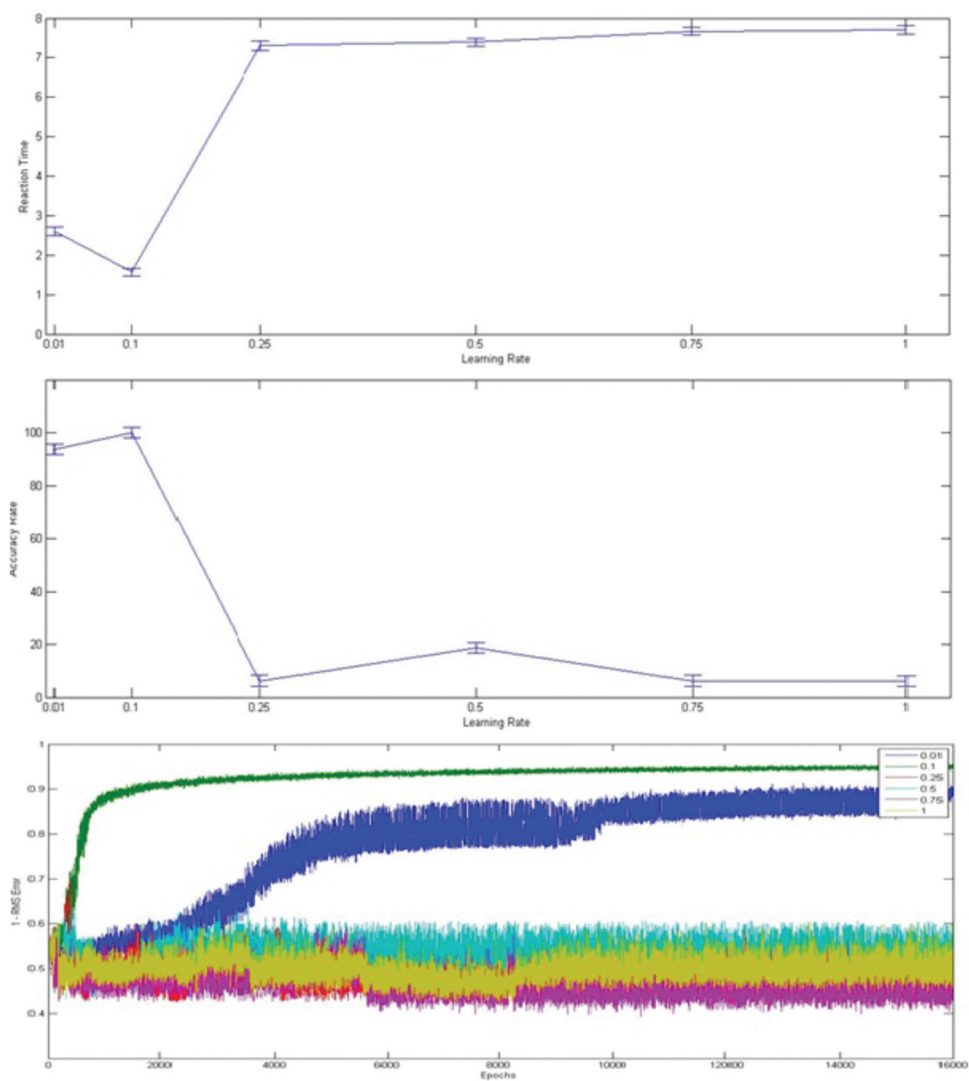
Το πρώτο διάγραμμα απεικονίζει τη σχέση της σταθεράς (Temperature) με το χρόνο αντίδρασης, το δεύτερο διάγραμμα τη σχέση σταθεράς και του ρυθμού μάθησης, ενώ στο τελευταίο διάγραμμα απεικονίζεται το 1-RMS ανά κύκλο εκπαίδευσης (Epochs) για διαφορετικές τιμές της σταθεράς, οι οποίες επισημαίνονται με διαφορετικό χρώμα. Από τα διαγράμματα γίνεται αντιληπτό πως για ενδιάμεσες τιμές της σταθεράς, το TND παρουσιάζει μικρότερο χρόνο αντίδρασης (ελάχιστο για 1.5), μεγαλύτερη ακρίβεια (σχεδόν μέγιστη από 0,5 έως 1,5) καθώς και μικρότερο σφάλμα (μεγαλύτερο 1-RMS). Αντιθέτως, για ακραίες τιμές της σταθεράς, το TND έχει πολύ μειωμένη απόδοση ως προς αυτά τα χαρακτηριστικά. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του ρυθμού μάθησης.

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως το TND παρουσιάζει καλύτερη απόδοση για την τιμή 0,1 του ρυθμού μάθησης. Για μεγαλύτερες τιμές, ο χρόνος αντίδρασης και το σφάλμα είναι πάνω από 90% και 50% αντίστοιχα, ενώ η ακρίβεια κάτω από 20%. Επίσης, για τιμές χαμηλότερες του 0,1 το TND παρουσιάζει μικρή αύξηση στο χρόνο αντίδρασης, μικρή μείωση στην ακρίβεια και, επίσης, μικρή αύξηση στο σφάλμα απ' ότι στην περίπτωση του 0,1, διαφορά η οποία είναι στατιστικά σημαντική $t(7) = 6,25$, sig. < 0,001. Επομένως, το TND παρουσιάζει βέλτιστη απόδοση για την τιμή 0,1 του ρυθμού μάθησης.

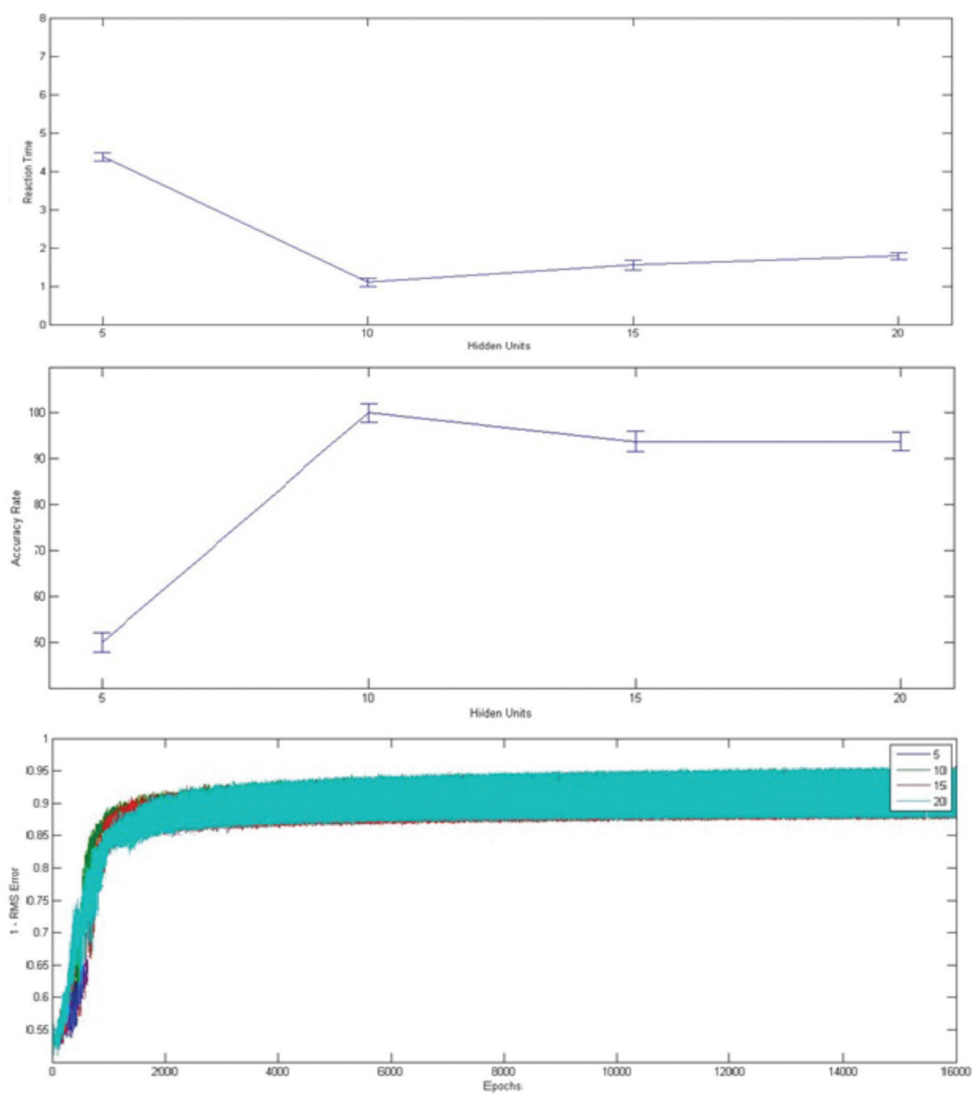
Όπως δείχνουν τα στοιχεία απ' το Σχήμα 4, η αύξηση του αριθμού των υπολογιστικών νευρώνων δεν αυξάνει ιδιαίτερα την απόδοση του TND. Πιο συγκεκριμένα, με περισσότερους από δέκα υπολογιστικούς νευρώνες το TND παρουσιάζει χαμηλό γενικά χρόνο αντίδρασης, ωστόσο, υψηλότερο απ' ότι στην περίπτωση των δέκα νευρώνων. Παρόμοια τάση καταγράφεται και στην ακρίβεια όπου το TND με 15 και 20 υπολογιστικούς νευρώνες παρουσιάζει ακρίβεια λίγο περισσότερο από



Σχήμα 2
Χρόνος αντίδρασης, ακρίβεια και σφάλμα RMS για τη σταθερά της συνάρτησης



Σχήμα 3
Χρόνος αντίδρασης, ακρίβεια και σφάλμα RMS για το ρυθμό μάθησης



Σχήμα 4

Χρόνος αντίδρασης, ακρίβεια και σφάλμα RMS για τους υπολογιστικούς νευρώνες

Πίνακας 1
Ανάλυση Γραμμικής Παλινδρόμησης

Εξαρτημένη μεταβλητή	Ανεξάρτητη μεταβλητή	Beta	Sig.
Χρόνος αντίδρασης	Σταθερά	-1,13	0,38
	Ρυθμός μάθησης	6,02	-0,21
	Αριθμός νευρώνων	0,01	0,22
Ακρίβεια	Σταθερά	-12,91	0,56
	Ρυθμός μάθησης	-73,80	0,05
	Αριθμός νευρώνων	3,65	0,24
Σφάλμα RMS	Σταθερά	0,56	0,96
	Ρυθμός μάθησης	-40,47	0,05
	Αριθμός νευρώνων	0,86	0,59

90% ενώ με 10 μόλις νευρώνες η ακρίβεια φθάνει σχεδόν το 100%. Αντιθέτως, για αριθμό υπολογιστικών νευρώνων μικρότερο από δέκα, το ΤΝΔ έχει μειωμένη απόδοση καθώς τόσο ο χρόνος αντίδρασης, όσο και η ακρίβεια προσεγγίζουν το 50%. Αναφορικά με το σφάλμα RMS, σε όλες τις περιπτώσεις το ΤΝΔ παρουσιάζει τον ίδιο βαθμό σφάλματος και οι διαφορές δεν είναι στατιστικά σημαντικές $t(7) = 0,13$, sig. = 0,89. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι επιπρόσθετοι υπολογιστικοί νευρώνες αύξησαν κατά πολύ τον χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση του ΤΝΔ. Κάνοντας χρήση του ίδιου υπολογιστικού συστήματος (Intel Core i3-3120M 2.50 GHz), το ΤΝΔ με 10 υπολογιστικούς νευρώνες απαιτούσε 30 λεπτά εκπαίδευσης, ενώ με 20 υπολογιστικούς νευρώνες, χρειάστηκαν 55 λεπτά για να ολοκληρωθεί η εκπαίδευση.

Προκειμένου να διαπιστωθεί ποια από τις τρεις παραμέτρους του ΤΝΔ επηρεάζει περισσότερο τον χρόνο αντίδρασης, την ακρίβεια και το σφάλμα και άρα είναι καθοριστική για τη γενικότερη απόδοση του δικτύου, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της γραμμικής παλινδρόμησης. Το συγκεκριμένο μοντέλο επιλέχθηκε καθώς, όπως κατέδειξαν τα διαγράμματα σκεδασμού (scatter plots), υπήρξαν ενδείξεις για γραμμική σχέση με-

ταξύ των μεταβλητών με την κοινή διασπορά που ερμηνεύεται, να κυμαίνεται από 30% έως και 86%. Επιπροσθέτως, οι συντελεστές συσχέτισης του Pearson κατέδειξαν ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των εξεταζόμενων μεταβλητών, η οποία ήταν στατιστικά σημαντική. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιήθηκαν τρεις γραμμικές παλινδρομήσεις με ανεξάρτητες μεταβλητές την σταθερά της σιγμοειδούς συνάρτησης, το ρυθμό μάθησης και τον αριθμό των υπολογιστικών νευρώνων και εξαρτημένη μεταβλητή τον χρόνο αντίδρασης, την ακρίβεια και το σφάλμα RMS για κάθε παλινδρόμηση αντίστοιχα. Τα στατιστικά αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 1.

Οι τρεις γραμμικές παλινδρομήσεις που έχουν εκτιμηθεί είναι στατιστικά σημαντικές $F(3, 9) = 4,32$, sig. < 0,05, $R^2 = 0,59$, $F(3, 9) = 2,70$, sig. < 0,05, $R^2 = 0,47$, $F(3, 9) = 1,99$, sig. < 0,05, $R^2 = 0,40$ αντίστοιχα. Και στις τρεις περιπτώσεις ο ρυθμός μάθησης ερμηνεύει στατιστικά σημαντικά το χρόνο αντίδρασης $t(11) = 3,11$, sig. < 0,05, την ακρίβεια $t(11) = -2,17$, sig. = 0,05 καθώς και το σφάλμα RMS $t(11) = -2,24$, sig. = 0,05 του ΤΝΔ. Από την ανάλυση δύναμης που πραγματοποιήθηκε για το μοντέλο προέκυψαν οι τιμές 0,91, 0,72 και 0,59 αντίστοιχα για τις τρεις παλινδρομήσεις.

3. Συζήτηση

Συνοπτικά, τα αποτελέσματα των μετρήσεων αναδεικνύουν τα εξής συμπεράσματα, όσον αφορά τις τρεις παραμέτρους του ΤΝΔ που εξετάστηκαν. Πρώτον, η σταθερά της σιγμοειδούς συνάρτησης προκαλεί αυξημένη απόδοση του δικτύου μόνο για ενδιάμεσες τιμές και συγκεκριμένα για 1.5. Αυτό σημαίνει πως εάν σε κάθε νευρώνα του δικτύου η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης μεταφοράς είναι σε μια ενδιάμεση τιμή, τότε το ΤΝΔ θα έχει τον ελάχιστο χρόνο αντίδρασης, μεγάλη ακρίβεια και μειωμένο σφάλμα. Το αποτέλεσμα αυτό είναι αναμενόμενο καθώς μια ενδιάμεση κλίση πρακτικά σημαίνει ότι προκειμένου να υπολογίσει σήμα εξόδου ένας νευρώνας πρέπει να έχει πρώτα δεχθεί ένα ενδιάμεσης τιμής σήμα εισόδου: σήματα εισόδου με ακραίες τιμές δεν θα οδηγήσουν στον υπολογισμό σήματος εξόδου. Τα τελικά σήματα εξόδου έχουν τιμές που βρίσκονται πιο κοντά στα σήματα στόχους, γεγονός που δημιουργεί μικρότερο σφάλμα, το οποίο μπορεί να ελαχιστοποιηθεί σε λιγότερους κύκλους εκπαίδευσης.

Δεύτερον, ο ρυθμός μάθησης πρέπει να έχει χαμηλή τιμή και συγκεκριμένα 0,1 προκειμένου το ΤΝΔ να έχει σωστή απόδοση. Ο ρυθμός μάθησης εκφράζει ουσιαστικά το ρυθμό ανανέωσης των συναπτικών βαρών σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης του ΤΝΔ. Ένας μεγάλος ρυθμός, επομένως, δεν θα ήταν αποτελεσματικός καθώς το ΤΝΔ δεν θα μπορούσε εύκολα να καταλήξει σε μικρότερο σφάλμα και επίσης θα υπήρχε μεγάλη πιθανότητα να εγκλωβιστεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο (local minimum).

Τρίτον, η αύξηση του αριθμού υπολογιστικών νευρώνων δεν βοηθά σημαντικά στην απόδοση του δικτύου, ενώ αυξάνει το χρόνο εκπαίδευσης. Η αύξηση του χρόνου εκπαίδευσης οφείλεται στο γεγονός ότι οι επιπρόσθετοι νευρώνες έχουν και επιπρόσθετες συνδέσεις οι οποίες με τη σειρά τους φέρουν συναπτικά βάρη. Προκειμένου να καταφέρει το ΤΝΔ να υπολογίσει ένα σωστό σήμα εξόδου, πρέπει τα συναπτικά βάρη να ρυθμιστούν στις σωστές τιμές. Περισσότερα όμως βάρη οδηγούν σε περισσότερους δυνατούς συνδυασμούς

(χώρος υποθέσεων) τους οποίους ο αλγόριθμος πρέπει να υπολογίσει κι έτσι προκαλείται η αύξηση στο χρόνο εκπαίδευσης. Το γεγονός ότι το ΤΝΔ έχει αυξημένη απόδοση έστω και με λίγους υπολογιστικούς νευρώνες επιβεβαιώνει μελέτες που αποδεικνύουν πως ακόμη και μικρά σε μέγεθος ΤΝΔ έχουν την ικανότητα να αναπαραστήσουν μεγάλο πλήθος πληροφοριών και να κωδικοποιήσουν τα σήματα εισόδου με πολλούς δυνατούς συνδυασμούς, αρκετούς έτσι ώστε το ΤΝΔ να αποκτήσει χώρο υποθέσεων με μεγάλο εύρος (Cybenko, 1989). Επίσης, το γεγονός αυτό επεκτείνεται και για τον αριθμό των επιπέδων του ΤΝΔ, καθώς μόλις τρία επίπεδα είναι αρκετά ώστε να μπορέσει το δίκτυο να υπολογίσει τα σωστά σήματα εξόδου.

Τα δεδομένα αυτά προτείνουν το ρυθμό μάθησης ως την παράμετρο που επηρεάζει περισσότερο την απόδοση του ΤΝΔ. Από νευροβιολογικής άποψης αυτό το συμπέρασμα είναι σύμφωνο με μελέτες που προτείνουν τον ρυθμό ανάπτυξης των νευρωνικών συνάψεων ως κρίσιμο παράγοντα για την ανθρώπινη νοημοσύνη. Ο ρυθμός μάθησης, στα πλαίσια του ΤΝΔ, ορίστηκε ως ο ρυθμός ανανέωσης των συναπτικών βαρών σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης του δικτύου. Καθώς ένα ΤΝΔ αποτελεί απλουστευμένο μοντέλο ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου, ο ρυθμός μάθησης αντιπροσωπεύει το ρυθμό με τον οποίο ενισχύονται (ή αποδυναμώνονται) οι νευρωνικές συνάψεις μεταξύ των νευρώνων του εγκεφάλου.

Σύμφωνα με τον Dennis Garlick (2002), η νοημοσύνη σχετίζεται άμεσα με την νευροπλαστικότητα. Ο ρυθμός με τον οποίο ενισχύονται οι νευρωνικές συνάψεις προσδίδει μεγαλύτερη ευελιξία στον εγκέφαλο, δίνοντας τη δυνατότητα προσαρμογής στις πολύπλοκες συνθήκες του εξωτερικού περιβάλλοντος, από το οποίο συνεχώς λαμβάνει ερεθίσματα. Με αυτό τον τρόπο ο άνθρωπος είναι σε θέση να προσαρμοστεί και να ανταπεξέλθει καλύτερα στο περιβάλλον του αναπτύσσοντας τη νοημοσύνη του. Γίνεται επομένως αντιληπτό πως ο ρυθμός με τον οποίο μεταβάλλεται ο εγκεφαλικός φλοιός μπορεί να συσχετιστεί με τις επιδόσεις ενός ατόμου σε τεστ IQ.

Σε παρόμοια συμπεράσματα κατέληξαν και ο

Philip Shaw με τους συνεργάτες του (2006) σε έρευνα κατά την οποία εξέτασαν πάνω από 300 άτομα, μετρώντας το ρυθμό ανάπτυξης του εγκεφαλικού φλοιού με τη χρήση της απεικονιστικής μεθόδου MRI (Magnetic Resonance Imaging), σε περίοδο δέκα ετών. Κατά το διάστημα αυτό η νοημοσύνη των συμμετεχόντων καταγραφόταν συστηματικά χρησιμοποιώντας σταθμισμένα τεστ IQ. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ο εγκεφαλικός φλοιός γινόταν σταδιακά πιο παχύς και, μόλις έφτανε στο μέγιστο της ανάπτυξης του, γινόταν σταδιακά πιο λεπτός. Το σημαντικό στοιχείο της έρευνας ήταν πως ο ρυθμός ανάπτυξης διέφερε σημαντικά ανάλογα με τις επιδόσεις στα τεστ IQ. Πιο συγκεκριμένα, άτομα με υψηλά σκορ IQ παρουσίασαν μεγαλύτερο ρυθμό ανάπτυξης του εγκεφαλικού τους φλοιού, ο οποίος γινόταν παχύς και στη συνέχεια πιο λεπτός πολύ πιο γρήγορα απ' ό,τι συνέβη σε άτομα με μέσο σκορ IQ.

Αυτά τα δεδομένα υποστηρίζουν πως ο ρυθμός ανάπτυξης του εγκεφαλικού φλοιού παρουσιάζει μεγαλύτερη συσχέτιση με τη νοημοσύνη απ' ό,τι άλλα ανατομικά χαρακτηριστικά που έχουν προταθεί, όπως το συνολικό μέγεθος του εγκεφάλου. Επιπροσθέτως, αν και είναι δύσκολο να ερμηνευθούν τα αποτελέσματα αυτά ως προς τις διαδικασίες που εκτελούνται σε μεμονωμένους νευρώνες, ενισχύεται η υπόθεση πως τα νευρωνικά κύτταρα αναπτύσσουν αρχικά ένα μεγάλο αριθμό συνάψεων και στη συνέχεια σταδιακά εξαλείφουν μερικές από αυτές. Πιο συγκεκριμένα, οι συνάψεις που χρησιμοποιούνται περισσότερο τείνουν να διατηρηθούν, ενώ αυτές που χρησιμοποιούνται λιγότερο τείνουν να καταργηθούν.

Παλαιότερες έρευνες στην ανάπτυξη των συνάψεων υποστηρίζουν αυτή τη λογική του "χρησιμοποίησε ή χάσε" (use it or lose it) που χρησιμοποιεί ο άνθρωπος εγκέφαλος. Σύμφωνα με τους Huttenlocher και Dabholkar (1997) στον εγκέφαλο αναπτύσσεται αρχικά μεγάλος αριθμός συνάψεων προκειμένου να είναι πιο ευέλικτος στις περιβαλλοντικές αλλαγές, ένα μέρος των οποίων στη συνέχεια εξαλείφεται σταδιακά, έτσι ώστε να μειωθεί το μεταβολικό κόστος. Επιπροσθέτως, ο ρυθμός ανάπτυξης των συνάψεων διαφέρει ανά εγκεφαλική περιοχή με το οπτικό και ακουστικό

κέντρο να αναπτύσσει συνάψεις ταχύτερα, ενώ ο προμετωπιαίος λοβός αργότερα από τις υπόλοιπες περιοχές. Υπάρχουν επομένως ισχυρές ενδείξεις συσχέτισης του ρυθμού ανάπτυξης των συνάψεων με τη νοημοσύνη.

Καθώς το ΤΝΔ αποτελεί απλουστευμένο μοντέλο ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου, ο ρυθμός μάθησης αντιπροσωπεύει το ρυθμό με τον οποίο ενισχύονται (ή αποδυναμώνονται) οι νευρωνικές συνάψεις μεταξύ των νευρώνων του εγκεφάλου. Σε αυτό το πλαίσιο, το γεγονός ότι το ΤΝΔ παρουσίασε καλύτερη απόδοση με ένα μικρό σχετικά (αλλά όχι πολύ μικρό) ρυθμό μάθησης έρχεται σε συμφωνία με τα δεδομένα των προαναφερθεισών μελετών σχετικά με τη νευροπλαστικότητα: ο μικρός ρυθμός μάθησης σε ένα ΤΝΔ επιτρέπει στον αλγόριθμο να καθορίζει με μικρό βαθμό τα συναπτικά βάρη, δίνοντας τη δυνατότητα μεγαλύτερης ευελιξίας. Όταν ο αλγόριθμος εντοπίσει ποιές συνδέσεις οδηγούν στον υπολογισμό των σωστών σημάτων εξόδου, θα αναθέσει σε αυτές μεγαλύτερα βάρη (αναλόγως του παραγόμενου σφάλματος), ενώ παράλληλα, στις συνδέσεις που δεν οδηγούν στον υπολογισμό σωστών σημάτων εξόδου, θα αναθέσει μικρότερα ή ακόμη και αρνητικά βάρη. Γίνεται έτσι αντιληπτό πως ο μηχανισμός αυτός της μάθησης που εφαρμόζει το ΤΝΔ αντικατοπτρίζει τον ρυθμό ανάπτυξης των συνάψεων που παρατηρείται στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα και σχετίζεται με τη νοημοσύνη.

Τα συμπεράσματα αυτά, που συνδέουν το ρυθμό μάθησης με τη νοημοσύνη, θα μπορούσαν να ερευνηθούν περεταίρω στα πλαίσια των υπολογιστικών μοντέλων με τη χρήση πιο σύνθετων ΤΝΔ τα οποία αντιπροσωπεύουν καλύτερα τις ιδιότητες των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Επιπροσθέτως, η χρήση διαφορετικών δεδομένων εκπαίδευσης στο ίδιο ΤΝΔ θα μπορούσε να παρέχει χρήσιμα συμπεράσματα ως προς τη γενική νοημοσύνη. Τέλος, η χρήση μεθόδων διαφορετικών της αυτό-συσχέτισης, στο ίδιο ΤΝΔ, θα μπορούσε επίσης να αποβεί ιδιαίτερα χρήσιμη καθώς ο τρόπος με τον οποίο ο αλγόριθμος θα κωδικοποιήσει τις πληροφορίες έτσι ώστε να υπολογίσει πιο δύσκολα διανύσματα στόχους, θα αναδεικνύε

ιδιότητες του μοντέλου σχετικά με την αναπαράσταση των πληροφοριών.

Συνοψίζοντας, τα αποτελέσματα τις παρούσας μελέτης αναδεικνύουν τον ρυθμό μάθησης ως τον κύριο παράγοντα που επηρεάζει τη νοημοσύνη. Ωστόσο, σημαντικά ζητήματα πρέπει να διερευνηθούν καθώς η συσχέτιση της νοημοσύνης με διάφορους παράγοντες είναι ακόμη ασαφής. Η εφαρμογή των υπολογιστικών μοντέλων και ιδιαίτερα των ΤΝΔ μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικά συμπεράσματα, τα οποία, παρόλο που δεν είναι απόλυτα, λόγω του απλουστευμένου σχεδιασμού, παρέχουν στους ερευνητές χρήσιμες ενδείξεις σχετικά με το σε ποιους παράγοντες θα πρέπει να εστιάσουν. Εάν η εφαρμογή σωστά σχεδιασμένων υπολογιστικών μοντέλων συνεχιστεί, τότε και η έρευνα στο χώρο της νοημοσύνης θα ενισχυθεί και μάλιστα με ιδιαίτερη αποτελεσματικότητα.

Βιβλιογραφία

- Anderson, M. (1992). *Intelligence and Development: A Cognitive Theory*. Wiley.
- Catell, R. B. (1987). *Intelligence: Its structure, growth and action*. Amsterdam: North-Holland.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2, 303-314.
- Dawson, M. R. W., Kelly, D. M., Spetch, M. L., & Dupuis, B. (2010). Using perceptrons to explore the reorientation task. *Cognition*, 114, 207-226.
- Fausett, L. (1996). *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. Prentice Hall International.
- Gardner, H. (2000). *Intelligence reframed: Multiple intelligences for the 21st century*. New York: Basic Books.
- Garlick, D. (2002). Understanding the nature of the general factor of intelligence: The role of individual differences in neural plasticity as an explanatory mechanism. *Psychological Review*, 109, 116-136.
- Halford, G. S. (1999). The development of intelligence includes capacity to process relations of greater complexity. In M. Anderson (Eds.) *The development of intelligence*. Psychology Press.
- Huttenlocher, P. R., & Dabholkar, A. S. (1997). Regional Differences in Synaptogenesis in Human Cerebral Cortex. *The Journal of Comparative Neurology*, 387, 167-178.
- Jensen, A., R. (1998). *The g factor: The science of mental ability*. Westport: Praeger.
- Mitchel, T. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.
- Phillips, S., Halford, G. S., & Wilson, W. H. (1995). The processing of associations versus the processing of relations and symbols: A systematic comparison. In J. D. Moore & J. F. Lehman (Eds.), *Proceedings of the 17th annual conference of the Cognitive Science Society*. Pittsburgh: Lawrence Erlbaum Associates Inc.
- Raven, J., Raven, J. C., & Court, J. H. (1998). *Manual for Raven's progressive matrices and vocabulary scales*. Oxford: Oxford Psychologists Press.
- Salthouse, T. A. (1996). The processing-speed theory of adult age differences in cognition. *Psychological Review*, 103, 403-428.
- Shaw, P., Greenstein, D., Lerch, J., Clasen, L., Lenroot, R., Gogtay, N., Evans, A., Rapoport, J., & Giedd, J. (2006). Intellectual ability and cortical development in children and adolescents. *Nature*, 440, 676-679.
- Spearman, C. (1927). *The abilities of man*. London: Macmillan.
- Sternberg, R. J., Conway, B. E., Ketron, J. L., Bernstein, M. (1981). People's conceptions of intelligence. *Journal of Personality and Social Psychology*, 41, 37-55.
- Thomas, M. S. C., & Karmiloff-Smith, A. (2003). Connectionist models of development, developmental disorders and individual differences. In R. J. Sternberg, J. Lautrey, & T. Lubart (Eds.), *Models of Intelligence: International Perspectives*. American Psychological Association.
- Williams, B. A., & Pearlberg, S. L. (2006). Learning of three-term contingencies correlates with Raven scores, but not with measures of cognitive processing. *Intelligence*, 34, 177-191.

Computational Model of Intelligence

PANOUSOS STAVROS-EMMANOUIL¹

ABSTRACT

The purpose of this very study is to highlight important issues underlying the concept of intelligence. Human intelligence has been a crucial topic of heated debate over the years and, as a result, the very nature and structure of intelligence still remain vague. This research addresses intelligence in terms of three aspects namely processing speed, speed of learning and the representational power required to solve complex intellectual tasks. Although all these have been suggested as candidate mechanisms of intelligence, the correlation between them as well as their impact on cognition is still unclear. To investigate this even further, an artificial neural network was developed in Matlab, in order to provide a mechanistic approach to intelligence. This artificial neural network was used to test out the hypothesis that certain parameter manipulations, such as altering the activation function, learning rate or the number of hidden units in the network, could be linked to the network's processing speed, speed of learning and representational power. Results suggest that only modifications in the learning rate produced such changes across the aforementioned three constructs. As a result, this parameter is suggested as a candidate mechanism that underlies an important portion of the neurocomputational basis of human intelligence. The implications are discussed.

Keywords: Intelligence, artificial neural networks

1. *Address:* Panoutsos Stavros-Emmanouil. University of London, Birkbeck College. Department of Psychological Sciences. Malet Street, London WC1E 7HX. Tel.: +44 (0)20 7631 6535. E-mail: spanou01@mail.bbk.ac.uk.