

ΣΥΝΕΔΡΙΑ ΤΗΣ 12ΗΣ ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΥ 1991

ΠΡΟΕΔΡΙΑ ΙΩΑΝΝΟΥ ΤΟΥΜΠΑ

**ΜΗΧΑΝΙΚΗ. — Νευρωνικοί υπολογιστήρες και τεχνητή νοημοσύνη εις την μηχανικήν τῶν θραύσεων, ὑπὸ τοῦ Ἀκαδημαϊκοῦ κ. Περικλέους Θεοχάρη, ἐν συνερ-
γασίᾳ μετὰ τοῦ Ἀνεπιστέλλοντος μέλους κ. Παναγιώτου Παναγιωτοπούλου*.**

Π Ε Ρ Ι Λ Η Ψ Ι Σ

Οἱ ἠλεκτρονικοὶ υπολογιστήρες ἀκόμη καὶ οἱ σύγχρονοι ὑπερ-υπολογιστήρες ἀποτελοῦν ἀπλᾶς μηχανὰς μὲ ἀπλουστάτην σκέψιν μὴ ὑπερβαίνουσαν εἰς δυνατότητας εἰμὴ μόνον λειτουργίας καταφά-
σεως ἢ ἀρνήσεως. Ἐν τούτοις σήμερον νέα σειρά υπολογιστῶν εὐρίσκεται ἐν ἐξελίξει, ἡ ὅποια πα-
ρουσιάζει ἰκανότητάς τεχνητῆς νοημοσύνης, ὁμοίας πρὸς τὴν ἀνθρωπίνην τοιαύτην, ἡ ὅποια ὅμως
περιορίζεται τουλάχιστον σήμερον εἰς στενῶς ἀπλᾶς καθωρισμένας ἀποστολάς. Τοιοῦτοτρόπως, ἐνῶ
ἡ ἀρχικὴ χρῆσις τῶν υπολογιστῶν ἐπέφερον ἐπανάστασιν εἰς τὴν διαχείρισιν τῆς πληροφορίας,
αἱ σύγχρονοι πρόοδοι ὑπόσχονται τὴν καλυτέραν χρησιμοποίησιν τῆς ἰκανότητος τῶν υπολογιστῶ-
ν εἰς τὴν ὑπηρεσίαν τῆς συγχρόνου τεχνολογίας τῆς πληροφορικῆς, μὲ διαρκῶς ἀξανομένην πολυ-
πλοκότητα. Διὰ πρώτην φοράν εἰς τὴν ἱστορίαν τῶν ἐπιστημῶν τὰ σύγχρονα αὐτὰ συστήματα πα-
ρέχουν εἰς τοὺς υπολογιστῆρας τὴν δυνατότητα νὰ ἀσχολοῦνται μὲ θέματα ἀμφιβολίας καὶ κρίσεως
τὰ ὅποια εἶναι πολὺ εὐαίσθητα διὰ συμβατικὰς διαδικασίας ἐπεξεργασίας ἀποτελεσμάτων ὁσονδή-
ποτε ἐκτεταμένων. Τὰ συστήματα αὐτὰ βασίζονται ἐπὶ τῶν ἀρχῶν λειτουργίας τῶν ὀργάνων ἀντι-
λήψεως τοῦ ἀνθρώπου, προσπαθοῦντα νὰ τὰς μιμηθῶν. Τοιοῦτοτρόπως, οἱ νέοι υπολογιστήρες
ὁμοιάζουν μὲ τὰ νευρικὰ συστήματα τῶν ἐμβίων ὄντων, σχηματίζοντα κυκλώματα νευρῶν καὶ
συνάψων εἰς παραλλήλους καὶ ἐν σειρά συνδεσμολογίας, ὥστε νὰ δύνανται νὰ ἐπεξεργάζωνται ταυτο-
χρόνως μέγαν ἀριθμὸν ἐρεθισμάτων, τὰ ὅποια νὰ διασταυρώνουν καὶ νὰ καταλήγουν εἰς συμπερά-
σματα.

Τὰ νευρωνικὰ αὐτὰ κυκλώματα μελετῶνται εἰς τὴν ἐργασίαν αὐτὴν διὰ τὴν κατανόησιν καὶ δια-
μόρφωσιν τῆς διαδικασίας τῆς θραύσεως ὑλικῶν εἰς τὴν περιοχὴν τῆς μηχανικῆς. Ἐμφότεραι αἱ πε-

* PERICLIS THEOCARIS, PANAGIOTIS PANAGIOTOPOULOS, **Neural networks for com-
puting in fracture mechanics methods and prospects of applications.**

ριπτώσεις τυπικῶν ρωγμῶν εἰς ἔλαστικά σώματα καὶ ρωγμῶν περιλαμβανουσῶν συνθήκας εἴτε τριβῶν κατὰ Coulomb, εἴτε ἀποχωρισμοῦ τῶν χειλέων των, μελετῶνται εἰς τὴν ἐργασίαν.

Τοιοτοτρόπως, διὰ τὴν πρώτην περίπτωσιν τὸ πρότυπον Hopfield διασκευάζεται καταλλήλως διὰ τὴν ἐπίλυσιν τῆς ἄνευ τριβῶν θραύσεως, ἐνῶ εἰς τὴν δευτέραν περίπτωσιν προτείνεται νευρωνικὸν πρότυπον, καλύπτον περιπτώσεις ἀνισοτήτων. Διὰ τὸ πρότυπον αὐτὸ νέα ἀποτελέσματα, γενικεύοντα τὰ ἀποτελέσματα τῶν Hopfield καὶ Tank, προέκυψαν κατὰ τὴν μελέτην αὐτήν. Ἀριθμητικὰ παραδείγματα ἐπεξηγοῦν τὴν θεωρίαν τὴν διατυποῦσαν τὸ πρόβλημα τῆς ταυτοποιήσεως τῶν παραμέτρων διὰ τὰ θραυόμενα σώματα, βασιζομένην ἐπὶ τῆς διαδικασίας τοῦ λεγομένου ἐποπτευομένου προβλήματος μαθήσεως.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Εἰς προβλήματα ὑπολογισμῶν ὅπου πολλαὶ παραδοχαὶ πρέπει νὰ ἰκανοποιηθοῦν παραλλήλως, πρότυπα νευρωνικῶν κυκλωμάτων ποὺ ἀπομιμῶνται τὴν συμπεριφορὰν βιολογικῶν νευρικῶν συστημάτων ἀπεδείχθησαν πολὺ ἰκανοποιητικά. Ἡ ἐπιστήμη τῶν ὑπολογιστῶν ὠδηγήθη εἰς τὴν μελέτην πραγματικῶν βιολογικῶν πλεγμάτων ἐκ τοῦ γεγονότος ὅτι ἡ ὑπολογιστικὴ ἰκανότης ἢ ἀναπτυσσομένη ἀπὸ τὰ βιολογικὰ νευρικὰ συστήματα διὰ τὴν λύσιν προβλημάτων ἀντιλήψεως καὶ νοημοσύνης εἶναι μεγάλη καὶ ἀποδοτικὴ, παρέχουσα εἰς μικροῦς χρόνους ἀπαντήσεις πολυπλόκων ἐρωτήσεων.

Ἡ ἰκανοποίησις πολλῶν παραδοχῶν καθίσταται δυνατὴ εἰς τοὺς νέους ὑπολογιστῆρας, ἐν ἀντιθέσει πρὸς τοὺς κλασσικοὺς διαδοχικοὺς ὑπολογιστῆρας οἱ ὅποιοι λειτουργοῦν μόνον ἐν σειρᾷ κατὰ τὴν ἐπεξεργασίαν τῆς πληροφορίας, διὰ χρήσεως κυκλωμάτων ἀναλόγων πρὸς τοὺς νευρῶνας, μὲ μὴ γραμμικὴν συμπεριφορὰν περιέχουσαν μεγάλον ἀριθμὸν ἀλληλοσυνδέσεων μὲ συνδέσμους μεταβλητῶν βαρῶν.

Διὰ τὸν καθορισμὸν νευρωνικοῦ κυκλώματος εἶναι ἀνάγκη νὰ δώσωμεν τὰ ἐξῆς μεγέθη: i) τὰ χαρακτηριστικὰ τοῦ κόμβου, ii) τοὺς κανόνες μαθήσεως καὶ iii) τὴν τοπολογίαν τοῦ κυκλώματος. Οἱ κανόνες μαθήσεως βελτιώνουν τὴν συμπεριφορὰν τοῦ κυκλώματος τῇ βοήθειᾳ καταλλήλως προσαρμοζομένων μεταβολῶν τῶν βαρῶν τῶν συνδέσμων αὐτῶν.

Ἡ ἔντονος ἔρευνα εἰς τὴν νευρολογία ἀφ' ἑνός, καὶ ἡ ἀνάπτυξις τῆς θεωρίας τῶν τεχνητῶν νευρωνικῶν κυκλωμάτων ἀφ' ἑτέρου, ἔχει ὡς σκοπὸν νὰ ἀντιληφθῶμεν πῶς αἱ ιδιότητες τῶν βιολογικῶν νευρῶνων καὶ αἱ μεταξὺ των διασυνδέσεις ἐπιδρῶν ἐπὶ τῆς ταχύτητος ὑπολογισμῶν καὶ τῆς ἰσχύος τῶν βιολογικῶν νευρωνικῶν κυκλωμάτων. Διὰ νὰ μπορέσωμεν νὰ ἐπιτύχωμεν τὸν σκοπὸν μας, εἶναι ἀπαραίτητον νὰ διαθέτωμεν μέγαν βαθμὸν συνδεσιμότητος τῶν νευρῶνων, μαζικὸν παραλληλισμὸν, καθὼς ἐπίσης καὶ μὴ γραμμικὴν ἀναλογικὴν ἀνταπόκρισίν των, τέλος δὲ μεγάλον βαθμὸν παιδεύσεως τῶν ἰκανότητων των μαθήσεως. Εἰς νευρωνικὸν κύκλωμα ἢ μεταβλητότης

των βαρών διασυνδέσεως μεταξύ των νευρώνων επιτρέπει την αποθήκευση και την περιγραφή των μνημών. Ένα νευρωνικό κύκλωμα έχει την ικανότητα να αυτοοργανώνη, να γενικεύη και να επανακτᾷ τὰς πληροφορίες ἀπὸ τὰ ἀποθηκευμένα, μερικῶς ἀσυμπλήρωτα ἢ μὴ ὀρθὰ δεδομένα. Ὅλα τὰ ἀνωτέρω εἶναι οἱ βασικοὶ παράγοντες οἱ ὁποῖοι χαρακτηρίζουν τὴν ὑπολογιστικὴν ικανότητα τοῦ νευρωνικοῦ συστήματος, ἀποτελοῦν δὲ τὸ μεγαλύτερον προσὸν τῶν ὑπὸ ἐξέλιξιν συγχρόνων ὑπολογιστῶν οἱ ὁποῖοι βασίζονται εἰς τὴν ἀρχὴν τῶν νευρωνικῶν κυκλωμάτων.

Περαιτέρω, ὁ νευρωνικὸς ὑπολογιστὴρ πρέπει νὰ παρουσιάξη μεγάλην ἀνοχὴν εἰς λάθη, ἀντιθέτως πρὸς τοὺς κλασσικοὺς διαδοχικοὺς ὑπολογιστῆρας, λόγω τῶν ηὐξημένων ἀριθμῶν τῶν τοπικῶς συνδεδεμένων διαδικαστικῶν κόμβων. Κατ' αὐτὸν τὸν τρόπον ἡ ὅλη συμπεριφορὰ τοῦ κυκλώματος, ὡς ἐπίσης καὶ ἡ ικανότης του μαθήσεως δὲν ἐπηρεάζεται μεγάλως ὑπὸ τινων νευρώνων ἢ συνδέσμων, οἱ ὁποῖοι δύνανται πιθानῶς νὰ εἶναι καὶ ἐκτὸς ὀρθῆς λειτουργίας. Τὸ γεγονός ἀυτό κάμνει τὸ κύκλωμα νὰ εἶναι εὐκόλως προσαρμόσιμον εἰς τὴν νέαν κατάστασιν, ἢ ὁποία καταλήγει εἰς τὴν ἐλαχιστοποίηση τῆς ἐπιδράσεως τῆς βλάβης.

Εἰς τὴν παροῦσαν ἐργασίαν παρουσιάζεται ἡ προσαρμογὴ τῆς ὑπολογιστικῆς ἀναλύσεως τῶν μεθόδων θραύσεως εἰς τὸ ὑπολογιστικὸν περιβάλλον νευρωνικοῦ κυκλώματος, διὰ χρησιμοποίησεως τῆς ικανότητος τῶν νευρωνικῶν κυκλωμάτων νὰ ἐπιλύουν προβλήματα βελτιστοποίησησεως. Θεωροῦμεν προβλήματα τινά, διὰ τὰ ὁποῖα ἡ μέθοδος αὐτὴ εἶναι δυνατὴ. Τὰ προβλήματα αὐτὰ ἐπιχειροῦν νὰ ὑπολογίσουν πεδία τάσεων καὶ μετατοπίσεων εἰς τὸ περιβάλλον δοθείσης ρωγμῆς ἢ ρωγμῶν, παραδεχόμενα, εἴτε κλασσικὰς ἀμφιπλεύρους συνθήκας συνόρων ἰσχύουσας κατὰ μῆκος τῶν χειλέων τῆς ρωγμῆς, εἴτε ὀλιγώτερον κλασσικὰς περιπτώσεις ὅπου κατὰ μῆκος τῶν χειλέων τῶν ρωγμῶν συνθῆκαι τριβῆς ἢ μονοπλεύρου ἐπαφῆς λαμβάνουν χώραν. Αἱ τελευταῖαι συνθῆκαι αἰ κρατοῦσαι εἰς τὰ χεῖλη τῶν ρωγμῶν εἰσάγουν ὠρισμένας δυσκόλους μὴ γραμμικότητας εἰς τὸ πρόγραμμα.

Πράγματι ἀμφότεραι αἱ συνθῆκαι μονοπλεύρου ἐπαφῆς τῶν χειλέων ἢ τριβῆς, ἐκφραζόμεναι ὡς συνθῆκαι τάσεων-παραμορφώσεων ὑποθετικῶν μονοδιαστάτων στοιχείων, περιλαμβάνουν κατακόρυφα πλήρη τμήματα εἰς τὰ γραφήματά των, τὰ ὁποῖα δὲν δύνανται νὰ περιγραφῶν ἱκανοποιητικῶς διὰ τῶν μεθόδων τῆς ἐξελικτικῆς ἀναλύσεως τῶν κατασκευῶν. Κατὰ συνέπειαν τὸ πρόβλημα τῆς μονοπλεύρου ἐπαφῆς μετὰ τριβῆς ἐκφράζεται ὡς πρόβλημα ἐλαχιστοποίησησεως περιοριζόμενον δι' ἀνισότητων εἴτε διὰ τὴν δυναμικὴν, εἴτε διὰ τὴν συμπληρωματικὴν ἐνέργειαν [3-5].

Αἱ δύο περιοχαὶ αἱ καθοριζόμεναι ἀπὸ τοὺς συνδέσμους ἀνισότητων εἶναι αἱ περιοχαὶ ἐπαφῆς καὶ ἀποχωρισμοῦ τῶν χειλέων τῆς ρωγμῆς διὰ μονόπλευρον ἐπαφήν, ἐνῶ διὰ τριβὴν αἱ περιοχαὶ αὐταὶ ἀντικαθίστανται ὑπὸ περιοχῶν ὀλισθήσεως καὶ τρι-

βῆς προσφύσεως, αἱ ὁποῖαι ἴσως εἶναι ἐξ ἀρχῆς ἀγνωστοί. Τὸ πρόβλημα δύναται νὰ διαμορφωθῇ ὡς πρόβλημα καθοριζόμενον ἀπὸ ἀνισότητά, περιλαμβάνον ὡς ἀγνώστους εἴτε τὰς τάσεις εἴτε τὰς μετατοπίσεις κατὰ μῆκος τῶν χειλέων τῆς ρωγμῆς [6-13].

“Ὅλαι αἱ ἀνωτέρω παρατηρήσεις ἰσχύουν διὰ στατικές ρωγμὰς ὠρισμένου μήκους. Δύνανται ἐν τούτοις νὰ ἐπεκταθοῦν καὶ εἰς τὴν θεωρίαν διαδόσεως ρωγμῶν ἐπὶ τῇ βᾶσει τῶν ὅσων ἀναπτύσσονται εἰς τὸ ἄρθρον [14]. Γνωρίζοντες τὸ σχετικὸν ἄνοιγμα ἢ τὴν σχετικὴν ὀλίσθησιν ρωγμῆς δυνάμεθα νὰ ὑπολογίσωμεν τοὺς συντελεστὰς ἐντάσεως τάσεων συμφώνως πρὸς τὰ ἄρθρα [15, 16] ἢ ὡς πρὸς τὴν μέθοδον τὴν ἀναπτυχθεῖσαν εἰς τὰ ἄρθρα [17, 18], ὅπου ἀκριβέστεροι τύποι ἔχουν εἰσαχθῆ λαμβάνοντας ὑπόψιν ὅλας τῆς ἀλληλεπιδράσεις τῶν ἀνωμαλιῶν.

Ἡ ἀριθμητικὴν ἐφαρμογὴν παρουσιάζομεν εἰς τὸ ἄρθρον αὐτὸ πλήρη ἀριθμητικὴν ἐπεξεργασίαν τοῦ προβλήματος μονοπλεύρου ἐπαφῆς καὶ τριβῆς κατὰ μῆκος τῶν χειλέων τῆς ρωγμῆς, διὰ χρησιμοποίησεως προτύπου νευρωνικοῦ κυκλώματος, καθὼς ἐπίσης καὶ τὴν λύσιν τοῦ προβλήματος ρωγμῶν μὲ κλασσικὰς συνθήκας εἰς τὰ χεῖλη. Τέλος ἐπεξεργαζόμεθα τὸ πρόβλημα ἀπλῆς ταυτοποίησεως τῶν παραμέτρων εἰς τὴν ἀνάλυσιν τῶν ρωγμῶν ὡς προβλήματος ἐπιβλεπομένης μαθήσεως.

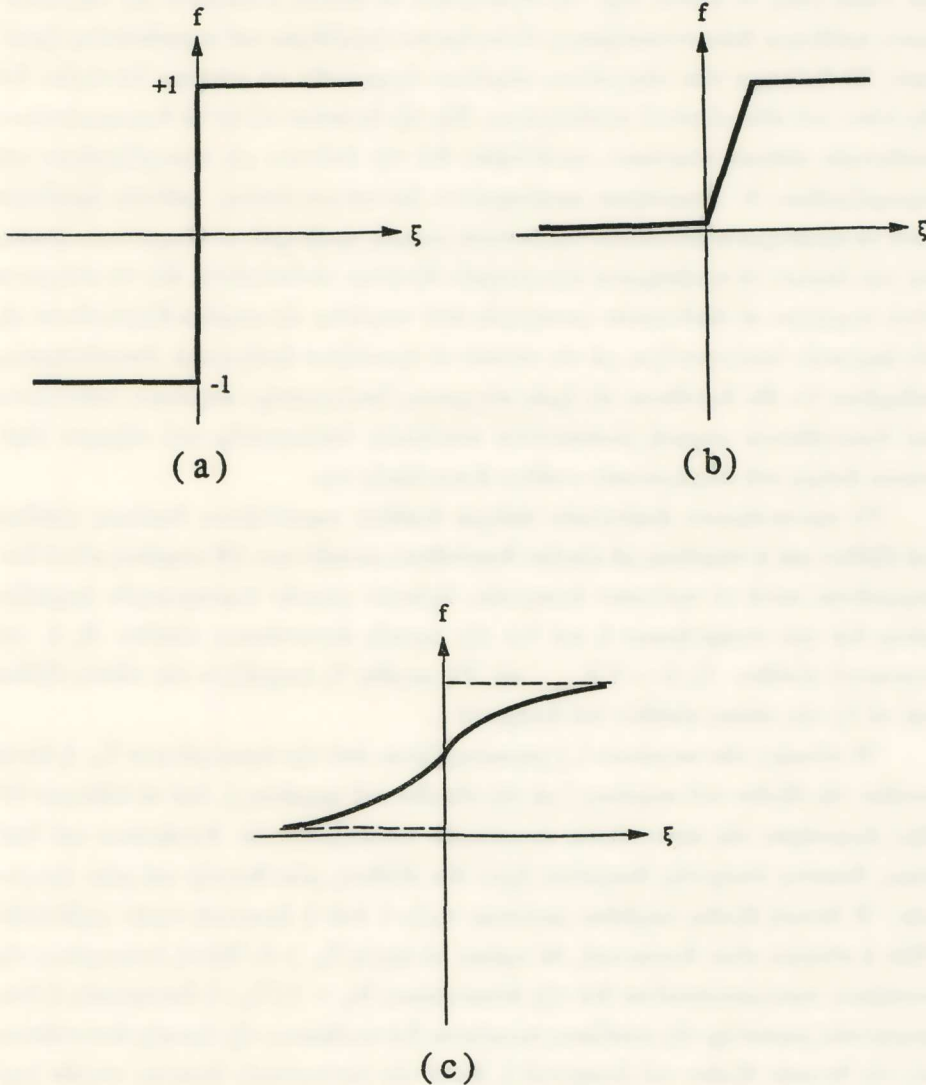
2. ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΗΣ ΘΕΩΡΙΑΣ ΠΛΕΓΜΑΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ

Ἡ ἔρευνα τῶν τεχνητῶν πλεγμάτων νευρώνων ἤρchiσε τὴν δεκαετίαν τοῦ 1940 [19] καὶ συνεχίζεται μέχρι σήμερον ἐντατικῶς [20]-[29]. Ἐκ τοῦ συνόλου τῆς ἐρεῦνης ταύτης ὡς βασικὸν ἀποτέλεσμα προέκυψεν ὅτι ὁ ἀναλογικὸς ὑπολογισμὸς ἐν παραλλήλῳ εἰς τὰ πλέγματα νευρώνων εἶναι ἢ πλέον φυσικὴ ὁδὸς διὰ τὴν ἐπίλυσιν προβλημάτων βελτιστοποιήσεως, ὡς εἶναι τὰ προβλήματα εἰς τὰ πεδία τῆς ἀναγνωρίσεως τῶν εἰκόνων καὶ τοῦ λόγου, τῆς στρατηγικῆς διοικήσεως, καὶ ὅλαι αἱ ἄλλαι σχετικαὶ περιοχαὶ [22]-[28]. Περαιτέρω, ἄλλα προβλήματα μὴ γραμμικότητος, τὰ ὁποῖα ἀπαιτοῦν πολυδαπάνους καὶ μακροὺς ὑπολογισμοὺς εἰς διαδοχικοὺς ὑπολογιστῆρας, δύνανται νὰ ἐπιλυθοῦν ταχέως καὶ ἱκανοποιητικῶς εἰς νευρωνικοὺς ὑπολογιστῆρας.

Τὸ γεγονός αὐτὸ καθίσταται φανερόν ἀπὸ τὴν κατωτέρω ἐρμηνείαν τῆς λειτουργίας πλεγμάτων νευρώνων. Ὁ ἀπλούστερος κόμβος ἢ νευρὸν i πλέγματος νευρώνων ἀθροίζει τὰς βαρυνούσας εἰσόδους $T_{ij} V_j$ ἐξ ὅλων τῶν n -κόμβων, μετὰ τῶν ὁποίων ὁ κόμβος i εἶναι συνδεδεμένος καὶ δίδει εἰς τὴν ἔξοδον τὴν ποσότητα:

$$f_i \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n T_{ij} V_j \right),$$

όπου $f(\cdot)$ παριστᾶ γενικῶς μὴ γραμμικὴν συνάρτησιν. Ἐνταῦθα T_{ij} παριστᾶ τὸ βᾶρος τοῦ συνδέσμου ἢ τῆς συνάψεως μεταξύ τῶν νευρῶνων i καὶ j καὶ V_i παριστᾶ τὴν ἔξοδον ἐκ τοῦ j -νευρῶνος ($j = 1, 2, \dots, n$). Τὸ σχῆμα 1 παριστᾶ τρεῖς βασικοὺς τύπους συνδέσμων τοῦ ἀκαριαίου συνδέσμου (Σχ. 1 a), τοῦ λογικοῦ μὴ γραμμικοῦ βαθμιδωτοῦ συνδέσμου (Σχ. 1b) καὶ τοῦ σιγμοειδοῦς μὴ γραμμικοῦ (Σχ. 1c).



Σχ. 1 a,b,c. Αἱ τρεῖς χαρακτηριστικαὶ ἀνταποκρίσεις τῶν νευρῶνων (ὁ ἀκαριαῖος σύνδεσμος (a), ὁ βαθμιδωτὸς μὴ γραμμικὸς σύνδεσμος (b) καὶ ὁ σιγμοειδῆς μὴ γραμμικὸς (c)).

Ἡ ἔξοδος ἐκ τοῦ i -νευρῶνος μεταδίδεται εἰς τοὺς λοιποὺς νευρῶνας. Ἡ διαδικασία αὐτὴ συνεχίζεται μέχρις ὅτου ἐπιτευχθῆ εὐσταθῆς κατάστασις εἰς τὸ σύνολον, ἢ ὅποια ἀντιστοιχεῖ εἰς τοπικὸν ἢ συνολικὸν ἐλάχιστον τῆς καταλλήλως προσδιορισμένης συναρτήσεως ἐνεργείας τοῦ πλέγματος.

Δι' ἕκαστον πρόβλημα βελτιστοποιήσεως εἶναι ἀνάγκη νὰ ὀρίσωμεν τὸ ἀντίστοιχον πλέγμα νευρώνων. Τὸ πρῶτον τοιοῦτον πλέγμα παρουσιάσθη ὑπὸ τῶν Hopfield καὶ Tank [22], τὸ ὁποῖον εἶχε τὴν δυνατότητα νὰ ἐπιλύη ἐνδιαφέρον μὴ περιοριζόμενον πρόβλημα βελτιστοποιήσεως, τὸ λεγόμενον «πρόβλημα τοῦ περιοδεύοντος ἐμπορίου». Τὸ θεώρημα τῶν πλεγμάτων νευρώνων ἐφηρμόσθη μὲ μεγάλην ἐπιτυχίαν διὰ τὴν λύσιν τοῦ εἰδικοῦ αὐτοῦ προβλήματος. Εἰς τὴν ἐργασίαν αὐτὴν θὰ διαμορφώσωμεν ὑποθετικὸν πλέγμα νευρώνων, κατάλληλον διὰ τὴν ἐπίλυσιν μὴ περιοριζομένων καὶ περιοριζομένων δι' ἀνισοτήτων προβλημάτων βελτιστοποιήσεως, καθόσον ἀμφοτέρω αὐτὰ τὰ προβλήματα ἀποτελοῦν τὰς βασικὰς μορφὰς προβλημάτων ἐλαχιστοποιήσεως, διὰ τῶν ὁποίων τὰ προβλήματα τῶν ρωγμῶν δύνανται νὰ ἐπιλυθοῦν. Εἰς τὰ πλέγματα αὐτὰ νευρώνων αἱ διαδικασίαι μεταφορᾶς ἀπὸ νευρῶνος εἰς νευρῶνα ἐξομοιοῦνται εἰς τὸν ψηφιακὸν ὑπολογιστῆρα, μὲ τὸν σκοπὸν νὰ προκύψουν ἀριθμητικὰ ἀποτελέσματα, δεδομένου ὅτι δὲν διατίθεται εἰς ἡμᾶς σύγχρονος ὑπολογιστῆρ νευρώνων, καλούμενος καὶ διασυνδέουσα μηχανὴ (connection machine), ὑπολογιστῆρ πού σήμερον εὐρίσκεται ἀκόμη στὸ πειραματικὸν στάδιον ἀναπτύξεώς του.

Τὸ προτεινόμενον ἀναλογικὸν πλέγμα διαθέτει παραλλήλους διαύλους εἰσόδων καὶ ἐξόδων καὶ n -νευρῶνας μὲ εὐρεῖαν διασύνδεσιν μεταξὺ των. Οἱ νευρῶνες αὐτοὶ διαμορφοῦνται κατὰ τὸ πρότυπον ἐνισχυτῶν, ἐχόντων γενικὴν συμπεριφορὰν ἐκφραζομένην διὰ τῶν συναρτήσεων I_i καὶ διὰ τῆς ὠμικῆς ἀντιστάσεως εἰσόδου R_i ἢ τοῦ πυκνωτοῦ εἰσόδου C_i ($i = 1, 2, \dots, n$). Τὰ μεγέθη V_j ἐκφράζουν τὰς τάσεις ἐξόδου καὶ τὰ U_j τὰς τάσεις εἰσόδου τοῦ ἐνισχυτοῦ j .

Ἡ σύναψις τῶν νευρώνων i, j χαρακτηρίζεται ἀπὸ τὴν ἀγωγιμότητα T_{ij} , ἢ ὅποια συνδέει τὴν ἔξοδον τοῦ νευρῶνος i μὲ τὴν εἴσοδον τοῦ νευρῶνος j . Διὰ νὰ λάβωμεν ὑπ' ὄψιν ἀμφοτέρω τὰς περιπτώσεις συναπτικῶν συνδεσμολογιῶν διεγέρσεως καὶ ὑφέσεως, ἕκαστος ἐνισχυτῆς θεωρεῖται ἔχων δύο ἐξόδους, μίαν θετικὴν καὶ μίαν ἀρνητικὴν. Ἡ θετικὴ ἔξοδος λαμβάνει μεγίστην τιμὴν 1 ἐνῶ ἡ ἀρνητικὴ τιμὴν μηδενικὴν. Ἐὰν ἡ σύναψις εἶναι διεγερτικὴ, θὰ πρέπει νὰ ἰσχύη $T_{ij} > 0$. Ἐὰν ἡ ἀγωγιμότης τῆς συνάψεως πραγματοποιεῖται διὰ τῆς ἀντιστάσεως $R_{ij} = 1/|T_{ij}|$ ὁ διεγερτικὸς ἢ ὑποχωρητικὸς χαρακτήρ τῆς συνάψεως προκύπτει διὰ συνδέσεως τῆς ὠμικῆς ἀντιστάσεως εἰς τὴν θετικὴν ἔξοδον τοῦ ἐνισχυτοῦ j . Κατὰ τὸν ὑπολογισμὸν ἕκαστος νευρῶν λαμβάνει κατὰ τὴν εἴσοδόν του ρεῦμα ἐντάσεως I_i . Τὸ περιγραφὲν πλέγμα ἀπομιμεῖται κατὰ τὸν καλῦτερον δυνατὸν τρόπον τὰ βιολογικὰ νευρωνικὰ πλέγματα.

Ἡ ἐξέλιξις τοῦ θεωρουμένου πλέγματος κατὰ τὸν χρόνον t δίδεται ὡς [22]:

$$C_i \left(\frac{du_i}{dt} \right) = \sum_{j=1}^n T_{ij} V_j - \frac{u_i}{R_i} + I_i \quad (2.1)$$

$$V_j = f_j(u_j) \quad (2.2)$$

Ἐνταῦθα ἰσχύει :

$$R_i^{-1} = \rho_i^{-1} + \sum_{j=1}^N R_{ij}^{-1} \quad (2.3)$$

δεδομένου ὅτι αἱ ὠμικαὶ ἀντιστάσεις συνδέονται ἐν παραλλήλῳ. Θεωροῦμεν πρὸς ἀπλοποίησην ὅτι R_i , C_{ii} λαμβάνουν τὰς αὐτὰς τιμὰς R καὶ C ἀντιστοίχως δι' ἕκαστον νευρῶνα, καὶ ὅτι αἱ συναρτήσεις ἀποκρίσεως f_i ὅλων τῶν νευρώνων εἶναι αἱ αὐταὶ καὶ ἴσαι πρὸς f . Θεωρώντας ὅτι αἱ ἀρχικαὶ τιμαὶ ὅλων τῶν εἰσόδων τῶν νευρώνων u_i εἰς χρόνον $t = 0$ δίδονται, καὶ ὀλοκληροῦντες τὰς σχέσεις (2.1) καὶ (2.2) εἰς ψηφιακὸν ὑπολογιστῆρα λαμβάνομεν τὴν λύσιν τοῦ ζητουμένου ὑποθετικοῦ πλέγματος. Δύναται εὐκόλως νὰ ἀποδειχθῇ ὅτι ἐὰν $T_{ij} = T_{ji}$ ἡ λύσις τῶν ἐξισώσεων (2.1) καὶ (2.2) συγκλίνει εἰς τὰς λύσεις ἔχουσας σταθερὰς ἐξόδους V_i δι' ὅλους τοὺς νευρῶνας. Αἱ λύσεις αὐταὶ καλοῦνται *εἰςσταθεῖς καταστάσεις* καὶ *παρέχουν στάσιμον τιμὴν* διὰ τὴν ἐνέργειαν :

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n T_{ij} V_i V_j + \sum_{i=1}^n \frac{V_i^2}{2R_i} - \sum_{i=1}^n V_i I_i \quad (2.5)$$

Διὰ τὴν περίπτωσιν τῆς διακεκομμένης γραμμῆς τοῦ σχήματος 1c, ἢ διὰ σιγμοειδεῖς καμπύλας προσεγγιζούσας πολὺ τὴν διακεκομμένην γραμμὴν, ὁ δεῦτερος ὅρος τῆς σχέσεως (2.4) εἶναι μηδενικὸς ἢ ἀμελητέος [21] καὶ ἐπομένως τὸ ἐλάχιστον τῆς E δύναται νὰ ζητηθῇ εἰς τὰς γωνίας τοῦ n -διάστατου υπερκύβου, ὀριζομένου ὑπὸ τῶν σχέσεων $V_i = 0$ ἢ $V_i = 1$. Τοῦτο ἀποτελεῖ καὶ τὸ καλούμενον *διακεκομμένον πρότυπον* τῶν νευρωνικῶν πλεγμάτων. Διὰ ρηχὰς σιγμοειδεῖς καμπύλας ὁ δεῦτερος ὅρος τῆς σχέσεως (2.4) δὲν εἶναι δυνατὸν νὰ παραληφθῇ καὶ ἐπιδρᾶ ἐπὶ τῆς θέσεως τοῦ ἐλαχίστου.

Ἐξ ὅλων τῶν ἀνωτέρω συνάγεται ὅτι, ἵνα ἐπιλυθῇ τὸ πρόβλημα μὴ περιοριζομένης βελτιστοποιήσεως, εἶναι ἀνάγκη νὰ προσδιορισθῇ ἡ ἀγωγιμότης T_{ij} , τῶν συνάψεων, τὰ ρεύματα εἰσόδου I_i , καὶ αἱ συνολικαὶ ἀντιστάσεις R_i , καθὼς ἐπίσης καὶ αἱ συναρτήσεις f_i τῆς σχέσεως (2.4) κατὰ τοιοῦτον τρόπον ὥστε τὸ τοπικὸν ἐλάχιστον τῆς

Ε, δηλαδή ή εϋσταθής κατάσταση, να συμπίπτει με την λύση του προβλήματος ελαχίστου. Η εϋσταθής κατάσταση δύναται να επιτευχθῆ ὡς ἐξῆς: διὰ χρησιμοποίησεως τυχουσῶν τάσεων εἰσόδου V_i εἰς χρόνον $t = 0$ καὶ ὑποθέτοντες ὠρισμένην συμπεριφορὰν νευρῶνων (δηλαδή τὴν συνάρτησιν f) δυνάμεθα, δι' ἐπιλύσεως εἰς τὸν ψηφιακὸν ὑπολογιστῆρα τῶν διαφορικῶν ἐξισώσεων (2.1) καὶ (2.2), νὰ εϋρωμεν τὴν τελικὴν εϋσταθῆ κατάσταση. Ἡ διαδικασία αὕτη ἀποτελεῖ λύσιν τοῦ προβλήματος βελτιστοποιήσεως. Σημειώσατε ὅτι, ἐὰν νευρωνικὸς ὑπολογιστῆρ χρησιμοποιοιθῆ, ἡ ταχύτης ὑπολογισμῶν δύναται νὰ εἶναι συγκρίσιμος μετὰ τὴν ταχύτητα τοῦ ἠλεκτρικοῦ πεδίου, ἐλαττωμένη κατὰ τὸν χρόνον πολώσεως τῶν ἠλεκτρονικῶν διατάξεων τοῦ ὑπολογιστῆρος.

3. ΑΝΑΛΥΣΙΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΩΝ ΘΡΑΥΣΕΩΣ ΚΑΙ ΤΑ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΠΛΕΓΜΑΤΑ

Θεωρήσωμεν ἐν ἀρχῇ τὸ κλασσικὸν πρόβλημα ρωγμῆς. Εἶναι γνωστὸν ὅτι ἡ θέσις ἰσορροπίας τῆς κατασκευῆς, περιλαμβανοῦσης ρωγμᾶς δοθέντων μηκῶν ἄνευ συνθηκῶν ἀνισοτήτων εἰς τὴν διαχωριστικὴν ἐπιφάνειαν τῶν ρωγμῶν, χαρακτηρίζεται εἴτε ἀπὸ τὸ ἐλάχιστον τῆς δυναμικῆς ἐνεργείας, ἐκφραζομένης συναρτήσει τῶν μετατοπίσεων ἐπὶ τοῦ ὑποχώρου X_{ad} τῶν κινηματικῶς παραδεκτῶν μετατοπίσεων, εἴτε ἀπὸ τὸ ἐλάχιστον τῆς συμπληρωματικῆς ἐνεργείας ἐκφραζομένης συναρτήσει τῶν τάσεων εἰς τὸν ὑποχώρον Y_{ad} τῶν στατικῶς παραδεκτῶν τάσεων. Οἱ κινηματικοὶ σύνδεσμοι τῆς κατασκευῆς καθορίζουν τοὺς χώρους X_{ad} , ἐνῶ οἱ χώροι Y_{ad} καθορίζονται ἀπὸ τοὺς στατικούς συνδέσμους τῆς κατασκευῆς καὶ ὑπὸ τῶν συνθηκῶν ἰσορροπίας.

Εἰς τὴν περίπτωσιν ὅπου ρωγμαὶ δοθέντος μήκους παρουσιάζουν ἀπόσπασιν τῶν χειλῶν των ἢ ἐμφανίζουν φαινόμενα τριβῆς εἰς ἀμφοτέρα τὰ χεῖλη τῆς ρωγμῆς, αἱ τιμαὶ τῶν X_{ad} καὶ Y_{ad} εἶναι μὴ γραμμικοὶ ὑπόχωροι, ἀλλὰ περιέχουν καὶ ὠρισμένους συνδέσμους ἀνισοτήτων. Οὕτω διὰ τὸ πρόβλημα ἀποσπάσεως τῶν χειλῶν τῆς ρωγμῆς X_{ad} πρέπει νὰ περιλαμβάνη καὶ τὸν σύνδεσμον τὸν ἐνδεικνυόμενον εἰς τὸ σχῆμα 2 a,b,c [6], [7], [14]:

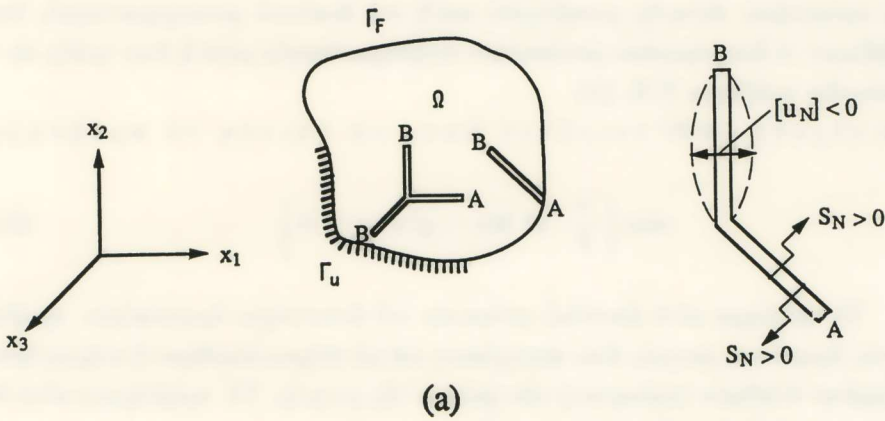
$$[u_N] \leq 0 \quad (3.1a)$$

Ἐνῶ ἀντιστοίχως διὰ τὸ Y_{ad} ἰσχύει ὅτι:

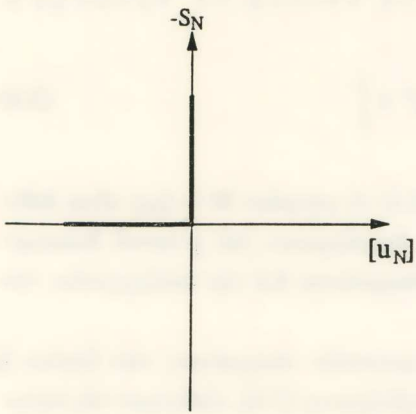
$$S_N \leq 0 \quad (3.1b)$$

ὅπου $[u_N]$ δηλοῖ τὴν κάθετον συνιστώσαν πρὸς τὴν διαχωριστικὴν ἐπιφάνειαν τῆς ρωγμῆς τοῦ σχετικοῦ ἀνύσματος μετατοπίσεων $[u] = \{[u_a]\}$ καθ' ὅλην τὴν διαχωρι-

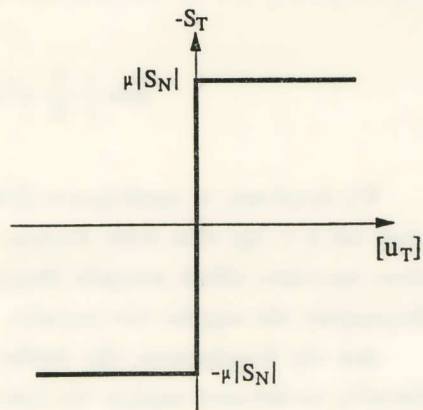
στικήν επιφάνειαν και S_N παριστά τὸ ἀντιστοιχοῦν εἰς τὴν διαχωριστικήν επιφάνειαν κάθετον ἄνυσμα ἔλξεως $S = \{S_\alpha\} = \{\sigma_{\alpha\beta} n_\alpha\}$, ὅπου $\alpha, \beta = 1, 2, 3$, $\sigma = \{\sigma_{\alpha\beta}\}$ εἶναι ὁ τασικός τανυστής καὶ $n = \{n_\beta\}$ τὸ πρὸς τὰ ἔξω κάθετον ἄνυσμα πρὸς τὴν δια-



(a)



(b)



(c)

Σχήμα 2 a,b,c. Σχηματική παράσταση με ἀποκόλλησιν ἢ τριβὴν. (a) Αἱ θετικαὶ διευθύνσεις, (b) νόμος μονοπλεύρου ἐπαφῆς, (c) νόμος τριβῆς.

χωριστικήν επιφάνειαν τῆς ρωγμῆς. Εἰς τὰς σχέσεις (3.1a, b) $[u_N]$ ἢ S_N θεωροῦνται θετικὰ ἐὰν εἶναι παράλληλα πρὸς τὴν πρὸς τὰ ἔξω κάθετον n . Εἰς τὸ πρόβλημα τριβῆς με δεδομένα S_N , τὰ X_{ad} πρέπει νὰ περιλαμβάνουν τὸν ἐξῆς σύνδεσμον [3] - [5]:

$$|S_T| \leq \mu |S_N| \quad (3.2)$$

όπου μ είναι ο συντελεστής τριβής και S_T σημαίνει τον όρον $S = \{S_{\alpha\beta}\}$ έφαπτομενικόν πρὸς τὰ χεῖλη τῆς ρωγμῆς. Είναι γνωστὸν ἐκ τῆς θεωρίας τοῦ τετραγωνικοῦ προγραμματισμοῦ (Τ.Π) [29] καὶ ἀπὸ τὴν θεωρίαν τῶν γραμμικῶν ἐλαστικῶν κατασκευῶν, περιλαμβανουσῶν συνδέσμους ἀνισότητων [4], ὅτι διὰ χρησιμοποίησεως τῆς καταλλήλου ἀλλαγῆς μεταβλητῶν καὶ/ῆ τοῦ δυαδικοῦ μετασχηματισμοῦ, ὑποβιβάζομεν τὸ διακεκριμένον μονόπλευρον πρόβλημα ἐπαφῆς μετὰ ἡ ἄνευ τριβῆς εἰς τὸ ἀκόλουθον πρόβλημα Τ.Π. [5]:

Νὰ εὑρεθῇ $x \in R^n$ τοιοῦτον ὥστε νὰ ἐπιλύη τὸ πρόβλημα:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} x^T M x - q^T x \mid x \geq 0 \right\} \quad (3.3)$$

Τὸ πρόβλημα αὐτὸ ἀποτελεῖ γενίκευσιν τοῦ ἀντιστοίχου ἀμφιπλεύρου προβλήματος ἀφορῶντος ρωγμᾶς ἄνευ ἀποσχίσεως καὶ μὲ πλήρως ἐλευθέραν ἢ πλήρως ἐμποδιζομένην ὀλισθήσιν (πρόσφυσιν) τῶν χειλέων τῆς ρωγμῆς. Τὰ προβλήματα αὐτὰ δύνανται νὰ τεθοῦν ὑπὸ τὴν γενικὴν μορφήν:

Νὰ εὑρεθῇ $x \in R^n$ τοιοῦτον ὥστε νὰ ἐπιλύη τὸ πρόβλημα:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} x^T M x - q^T x \right\} \quad (3.4)$$

Εἰς ἀμφότερα τὰ προβλήματα (3.3) καὶ (3.4) τὸ μητρώον $M = \{\mu_{ij}\}$ εἶναι δεδομένον καὶ $q = \{q_i\}$ εἶναι δοθὲν ἄνυσμα. Εἰς τὴν διαμόρφωσιν τοῦ y -οστοῦ διακεκριμένου προτύπου εἰδικὰ στοιχεῖα ἰδιομορφιῶν θεωροῦνται διὰ τὴν ἐπεξεργασίαν τῶν ἰδιομορφιῶν τῶν αἰχμῶν τῶν ρωγμῶν.

Διὰ τὴν διαμόρφωσιν τῶν ὑποθετικῶν νευρωνικῶν πλεγμάτων, τῶν ὁποίων ἡ εὐσταθῆς κατάστασις παρέχει τὴν λύσιν τοῦ προβλήματος (3.4), εἰσάγομεν τὰς κατωτέρω ἀντικαταστάσεις:

$$T_{ij} = \begin{cases} -\mu_{ij} & \text{ἐὰν } i \neq j \\ \left(-\mu_{ij} + \frac{1}{R_i} \right) & \text{ἐὰν } i = j \end{cases} \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned} V_i &= x_i \\ I_i &= q_i \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$V_i = f_i(u_i) = u_i \quad (3.7)$$

Θεωρούμεν ἐπὶ πλέον, διὰ λόγους ἀπλοποιήσεως, ὅτι $R_i = C_i = 1$, ὁπότε ἡ ἐξέλιξις τοῦ κυκλώματος περιγράφεται ἀπὸ τὴν διαφορικὴν ἐξίσωσιν (2.1) γραφομένην ὑπὸ τὴν μορφήν:

$$\frac{r}{dt} dV_i = \sum_{j=1}^n T_{ij} V_j - V_i + I_i \quad (3.8)$$

Εἰς τὴν εὐσταθῆ κατάστασιν θὰ ἔχωμεν $dV_i/dt = 0$ καὶ ἡ σχέσις (3.8), δι' εἰσαγωγῆς τῶν σχέσεων (3.5) καὶ (3.6), λαμβάνει τὴν μορφήν:

$$Mx = q \quad (3.9)$$

ἡ ὁποία δίδει τὴν λύσιν τοῦ μὴ περιοριζομένου προβλήματος ἐλαχίστου (3.4).

Διὰ τὸ περιοριζόμενον πρόβλημα ἐλαχίστου (3.3) ἡ συνάρτησις f_i λαμβάνει τὴν μορφήν:

$$V_i = f_i(u_i) = \begin{cases} x_i & \text{ἐὰν } u_i > 0 \\ 0 & \text{ἐὰν } u_i \leq 0 \end{cases} \quad \text{καὶ } x_j = V_j \quad (3.10)$$

Τὸ πρόβλημα περιγράφεται πλήρως διὰ τῶν σχέσεων (3.10), (3.5) καὶ (3.6). Τοιοῦτοτρόπως ἡ τελικὴ λύσις τοῦ πλέγματος ἱκανοποιεῖ τοὺς συνδέσμους $x_i \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots, n$).

Ἐξετάσωμεν τὴν τελευταίαν περίπτωσιν ἐν λεπτομερείᾳ. Θεωροῦμεν τὴν ἐνέργειαν E ὡς συνάρτησιν τοῦ χρόνου $t > 0$ καὶ ἄς ἴδωμεν τί συμβαίνει ἐὰν ἡ $E(t)$ καθίσταται στάσιμος μὲ τὰς δευτερευούσας συνθήκας $V_j(t) \geq 0$. Ἐξετάζομεν δηλαδὴ τὸ πρόβλημα:

$$\text{stat } \{E(t) \mid V_i(t) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n\} \quad (3.11)$$

ἡ σχέσις αὐτὴ ἐξ ὀρισμοῦ ἐκφράζει τὰς εὐσταθεῖς καταστάσεις, τὰς ἀντιστοιχοῦσας εἰς τὸ πρόβλημα T.Π. (3.3).

Διαμορφοῦμεν τὴν λαγκρανζιανήν:

$$L(t) = E(t) - \sum_{i=1}^n \lambda_i V_i(t) \quad (3.12)$$

και λαμβάνομεν τὰς ἀκολουθούς ἰσοδυνάμους συνθήκας διὰ τὸ πρόβλημα στασιμότητος (3.11):

$$\frac{dE}{dt} - \sum_{j=1}^n \lambda_j \frac{dV_j(t)}{dt} = 0 \quad (3.13)$$

$$V_j \geq 0, \quad \lambda_j \geq 0, \quad \lambda_j V_j = 0 \quad (3.14)$$

Ἐκ τῆς σχέσεως (2.4) λαμβάνομεν, τῇ βοήθειά τῆς σχέσεως (2.1), ὅτι:

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_{j=1}^n \frac{dE}{dV_j} \frac{dV_j}{dt} = \sum_{j=1}^n \frac{dV_j}{du_j} \frac{du_j}{dt} \left(-\sum_{i=1}^n T_{ij} V_i + \frac{u_j}{R_j} - I_j \right) = \\ &= -\sum_{j=1}^n c_j \left(\frac{du_j}{dt} \right)^2 \Theta_j \end{aligned} \quad (3.15)$$

ὅπου:

$$\Theta_j = \frac{dV_j}{du_j} = \begin{cases} 1 & \text{ἐὰν } u_i > 0 \\ 0 & \text{ἐὰν } u_i \leq 0 \end{cases} \quad (3.16)$$

Οὕτω, $\frac{dE}{dt} \leq 0$ δι' ἕκαστον $t > 0$. Ἀλλὰ ἐκ τῆς (3.13) λαμβάνομεν ὅτι:

$$\frac{dE}{dt} = \sum_{j=1}^n \frac{dV_j}{du_j} \frac{du_j}{dt} = \sum_{j=1}^n \lambda_j \Theta_j \frac{du_j}{dt} \quad (3.17)$$

Κατὰ συνέπειαν δι' ὅλα τὰ j διὰ τὰ ὅποια εἰς τὸν χρόνον t ἰσχύει ὅτι $u_j = V_j > 0$ θὰ ἔχωμεν ὅτι $\Theta_j = 1$ καὶ $\lambda_j = 0$. Περαιτέρω, ὅλοι οἱ ὅροι τῆς σχέσεως (3.17) ἐξαφανίζονται καὶ ἐπομένως συνάγομεν ὅτι :

$$\frac{dE}{dt} = 0 \quad (3.18)$$

Ἐκ τῶν σχέσεων (3.15) καὶ (3.18) ἔχομεν ὅτι, δι' ἕκαστον i , εἴτε $u_i \leq 0$, δηλαδή $V_i = 0$, εἴτε ἐὰν $u_i > 0$, θὰ ἔχωμεν ὅτι $u_i = V_i$ καί:

$$\frac{du_i}{dt} = \frac{dV_i}{dt} = 0$$

δηλαδή $V_i =$ σταθερόν. Οὕτω ἔχομεν ἐπιτείνει τὰ ἀποτελέσματα τοῦ Hopfield

[21] [22] διὰ τὴν περίπτωσιν τῶν συνδέσμων ἀνισοτήτων.

Ἐκ τῆς σχέσεως (3.13) λαμβάνομεν:

$$\sum_{j=1}^n \left(\frac{dE}{dV_j} - \lambda_j \right) \frac{dV_j}{dt} = 0 \quad (3.19)$$

Θεωρήσωμεν τὸ πρόβλημα ἐλαχίστου:

$$\min \{E(V_1, \dots, V_n) \mid V_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n\} \quad (3.20)$$

τὸ ὁποῖον προϋποθέτει ὅτι :

$$\frac{dE}{dV_j} = \lambda_j, \quad \lambda_j \geq 0, \quad V_j \geq 0, \quad \lambda_j V_j = 0, \quad (3.21)$$

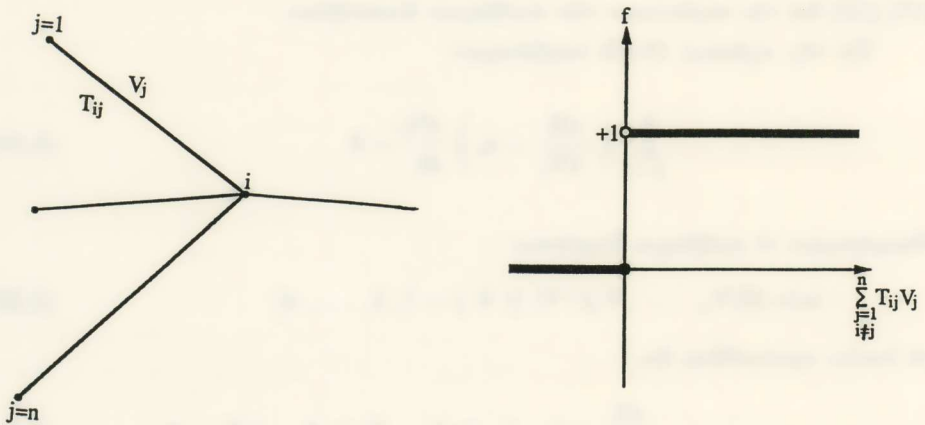
Ἡ λύσις τῆς (3.20) δίδει τὴν (3.21). Ἀντιστοίχως ἡ (3.19) ἱκανοποιεῖται, ἢ ἰσοδυνάμως αἱ (3.13) καὶ (3.14). Ἀλλὰ αἱ (3.13) καὶ (3.14) εἶναι ἰσοδύναμοι πρὸς τὴν (3.11). Δεδομένου ὅτι $dE/dt = 0$, ἄρα αἱ τιμαὶ V_j πρέπει νὰ εἶναι εἴτε μηδενικαί, εἴτε νὰ λαμβάνουν σταθερὰν τιμὴν. Αἱ ἀντίστοιχοι (3.5) καὶ (3.6) προϋποθέτουν εὐκόλως ὅτι ἡ (3.19) εἶναι ταυτόσημος μὲ τὸ ἀρχικὸν πρόβλημα (3.3).

4. ΜΑΘΗΣΙΣ ΔΡ' ΑΠΛΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ: Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ PERCEPTRON

Διὰ νὰ καθορίσωμεν τὴν διαδικασίαν μαθήσεως εἰς πρότυπον νευρῶνων ἐφαρμόζομεν τὴν γνωστὴν ἀρχὴν τῶν μεθόδων διδασκαλίας: Ὑπάρχει πάντοτε ἀνταμιοβὴ διὰ τὴν καλὴν συμπεριφορὰν, ἐνῶ κακὴ συμπεριφορὰ πρέπει νὰ ἀποκλείεται. Πράγματι, ἡ ἀρχὴ αὕτὴ δύναται νὰ συμπεριλαμβάνεται εἰς τὸν σχεδιασμὸν ἐκάστου νευρῶνος καὶ οὕτω : ἕκαστος νευρῶν δύναται νὰ μαθαίη ἀπὸ τὰ λάθη του.

Ὁ ἀντίστοιχος ἀλγόριθμος καλεῖται ἀλγόριθμος μαθήσεως κατὰ perceptron καὶ ἡ σύγκλισίς του ἀποδεικνύεται εἰς τὴν ἐργασίαν [2], διὰ τὴν περίπτωσιν ἐπιτηρουμένης διδασκαλίας, δηλαδὴ τὴν περίπτωσιν ὅπου γνωρίζομεν τί ἐπιζητοῦμεν νὰ εὑρωμεν. Ἐπιχειρήσωμεν νὰ διδάξωμεν τὸν νευρῶνα τοῦ Σχήματος 3 νὰ μάθῃ νὰ ξεχωρίζῃ δύο ἀντικείμενα, π.χ. τὸ ἐρυθρὸν καὶ τὸ πράσινον. Ὅταν τὸ ἐρυθρὸν ἀντικείμενον ἐμφανίζεται εἰς τὸν νευρῶνα, ὁ νευρῶν πρέπει νὰ δίδῃ ὡς ἀποτέλεσμα τὴν μονάδα, ὅταν ἐμφανίζεται τὸ πράσινον ἀντικείμενον, τὸ μηδέν.

Ὑποθέσωμεν ὅτι ὁ νευρῶν ὑπακούει τὴν μὴ-γραμμικότητα τοῦ ἀκαριαίου συνδέσμου (Σχ. 1a) (ἐνταῦθα $x \rightarrow f(x)$ λαμβάνει τὴν τιμὴν μηδέν διὰ $x \leq 0$ καὶ τὴν τιμὴν 1 διὰ $x \geq 0$). Ὁ ἀλγόριθμος ἔχει τὰ ἀκόλουθα στάδια: Τὴν ἀρχικὴν κατάστασιν, κατὰ



Σχῆμα 3. Ὁ ἀλγόριθμος Perceptron.

τὴν ὁποῖαν ὁ νευρὸν δὲν γνωρίζει τίποτε. Ἡ κατάσταση αὐτὴ χαρακτηρίζεται διὰ τῶν τυχαίων βαρῶν T_{ij} καὶ τῶν τυχαίων εἰσόδων V_j ($j = 1, 2, \dots, n, j \neq i$). Σχηματίζομεν τὸ ἄθροισμα :

$$\sum_{j=1}^n T_{ij} V_j$$

καὶ θέτομεν ὡς ἔξοδον τὴν τιμὴν $V_i = 1$, ἐὰν τὸ προηγούμενον ἄθροισμα εἶναι μεγαλύτερον ἀπὸ τὸ ὄριον μηδέν, ἢ τὴν τιμὴν $V_i = 0$, ἐὰν εἶναι μικρότερον. Ὑποθέσωμεν ὅτι ὁ νευρὸν παράγει τὴν μονάδα, ἐὰν τὸ κόκκινον ἀντικείμενον παρουσιάζεται εἰς αὐτόν. Ἐν συνεχείᾳ ἀφήνομεν τὰ βάρη ἀμετάβλητα. Ἀλλὰ ἐὰν ὁ νευρὸν παράγῃ τὸ μηδέν εἰς τὴν περίπτωσιν τοῦ κόκκινου ἀντικειμένου, τότε εἶναι ἀνάγκη νὰ ἀυξήσωμεν τὴν ποσότητα

$$\sum_{j=1}^n T_{ij} V_j \quad (j \neq i),$$

δι' αὐξήσεως τῶν βαρῶν T_{ji} .

Ἀντιθέτως, ἐὰν ὁ νευρὸν παράγῃ τὴν μονάδα εἰς τὴν περίπτωσιν τοῦ ἐπιδεικνύεται τὸ πράσινον ἀντικείμενον πρέπει νὰ ἐλαττώσωμεν τὴν αὐτὴν ποσότητα.

Πράγματι, δι' αὐξήσεως ἢ ἐλαττώσεως τοῦ ἄθροίσματος

$$\sum_{j=1}^n T_{ij} V_j$$

αὐξάνομεν τὴν δυνατότητα ὥστε τὸ ἄθροισμα αὐτὸ εἰς τὴν ἐπομένην βαθμίδα νὰ ὑπερ-

βαίνει το όριον, ώστε να παράγη την τιμήν 1 διά το κόκκινον αντικείμενον, ενώ εάν δέν υπερβαίνει το όριον θα παράγη το μηδέν και θα εμφανίζη το πράσινον αντικείμενον.

Κατά συνέπειαν ή μεταβολή τών βαρών ενισχύει τās ορθās αποφάσεις και εμποδίζει τās εσφαλμένες αποφάσεις. Η αρχή αυτή αποτελεί την βασικην μέθοδον μαθήσεως ή όποία καλεΐται και μάθησις κατά *Hebb*. Η προσαρμογή τών βαρών ακολουθεΐ την γενικην μορφήν :

$$T_{ij}^{(k)} = T_{ij}^{(k-1)} + c_i r_{ij}^{(k)} \quad (4.1)$$

όπου c_i είναι ή ταχύτης μαθήσεως, (k) σημαίνει το βήμα μαθήσεως και $r_{ij}^{(k)}$ εκφράζει το σήμα ενισχύσεως. Ο νόμος αυτός μαθήσεως λαμβάνει ακριβεστεραν μορφήν θέτοντας:

$$r_{ij}^{(k)} = (d - y^{(k)}) u_i^{(k)} \quad (4.2)$$

και $0 \leq c_i \leq 1$, όπου d παριστā την επιθυμητήν ανταπόκρισιν του συστήματος και $y^{(k)}$ είναι ή πραγματική ανταπόκρισίς του. Προφανώς d , $y^{(k)}$ δύναται να είναι τινές εκ τών εξόδων V_j , ή συναρτήσεις αυτών, μετροῦσαι την ανταπόκρισιν του συστήματος. Εάν ή σχέσις (4.2) ισχύη, ο νόμος μαθήσεως καλεΐται ως νόμος *Widrow-Hoff*. Νευρώνες ύπακούοντες τόν νόμον αυτόν μαθήσεως καλούνται *προσαρμοσίμοι γραμμικοί νευρώνες* ή *adalines*, ή δέ πολύ-νευρωνική δομή καλεΐται *madaline*.

5. ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΑΥΤΟΠΟΙΗΣΕΩΣ ΤΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΩΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΜΑΘΗΣΕΩΣ ΠΛΕΓΜΑΤΩΝ

Το πρόβλημα ταυτοποίησης τών παραμέτρων αποτελεί το αντίστροφον πρόβλημα εις την ύπολογιστικην μηχανικην. Η λύσις, ή τμήμα λύσεως, προδιαγράφεται και επιζητείται να προσδιορισθοῦν εκείνοι αί έλαστικοί ή και μηχανικοί ιδιότητες αί όποια δίδουν λύσιν πολὺ πλησίον ή συμπίπτουσαν με τὰ προδιαγεγραμμένα δεδομένα. Είς άμφοτέρας τās περιπτώσεις άμφιπλευρών και μονοπλευρών προβλημάτων ή διαδικασία αυτή είναι μη-κλασσική [30]. Είς την περίπτωση αυτήν πρέπει να διαμορφώσωμεν το πρόβλημα ελαχίστης τινός άποκλίσεως ύπακούον εις όλας τās σχέσεις τās χαρακτηριζούσας την λύσιν ως δευτερευούσας συνθήκας. Οὔτω, εις την περίπτωση μονοπλευρών συνδέσμων, όπως πρόκειται εις τὰ χείλη ρωγμών με σχετικās άποκλίσεις τών χειλέων των, ή με τριβήν προσφύσεως ή δλισθήσεως, το πρόβλημα ταυτοποίησης έχει ως καταστατικās σχέσεις μεταβαλλόμενας ανισότητας, πρόβλημα που αποτελεί πολὺ δύσκολον πρόβλημα έλέγχου έντόνως μη κλασσικής μορφής.

Αναφέρεται ότι εις περιβάλλον πλέγματος νευρώνων τὸ πρόβλημα ταυτοποιήσεως τῶν παραμέτρων λαμβάνει ἀπλουστάτην μορφήν καὶ δύναται νὰ ἐπιλυθῇ εὐκόλως διὰ μετασχηματισμοῦ τοῦ εις πρόβλημα ἐπιτηρουμένης μαθήσεως. Οἰαδήποτε δυνατὴ μεταβολὴ εις τὰς ἐλαστικὰς ιδιότητες καὶ εις τὴν γεωμετρίαν τῆς κατασκευῆς ἔχει ὡς ἀποτέλεσμα τὰς ἀντιστοίχους μεταβολὰς τοῦ μητρώου M καὶ τοῦ ἀνύσματος q εις τὰς σχέσεις (3.3) καὶ (3.4). Δεδομένου ὅτι τὸ μητρώον M συνδέεται ἀμέσως πρὸς τὰ βάρη τῶν συνάψεων T_{ij} , δυνάμεθα νὰ ὑποθέσωμεν ὡς σῆμα ἐνισχύσεως, σῆμα τῆς μορφῆς :

$$T_{ij}^{(k)} = (V_j^* - V_j^{(k)}) u_i^{(k)} \quad (5.1)$$

ὅπου $V_{ij}^{(k)}$ εἶναι ἡ ἔξοδος τοῦ j -νευρῶνος καὶ $u_i^{(k)}$ ἡ εἴσοδος τοῦ i -νευρῶνος, ἐνῶ V_j^* ἐκφράζει τὴν ἐπιθυμητὴν ἀνταπόκρισιν τοῦ j -νευρῶνος. Κατ' αὐτὸν τὸν τρόπον εἰσάγομεν τὸν κανόνα μαθήσεως κατὰ Widrow-Hoff, τοῦ ὁποίου ἡ ἀπόδειξις συγκλίσεως δίδεται εις τὸ σύγγραμμα [2].

Ἡ λύσις τοῦ βήματος k θεωρεῖται ὡς ἀρχικὴ τιμὴ διὰ τὸν ὑπολογισμόν τοῦ πλέγματος τοῦ $(k + 1)$ -βήματος, τῇ βοηθείᾳ τῆς διαφορικῆς ἐξίσωσσεως (3.8). Ἡ διαδικασία αὐτὴ τροποποιήσεως τῶν βαρῶν τῶν συνάψεων συνεχίζεται μέχρις ὅτου ἡ ἐπιθυμητὴ κατάστασις $\{V_i^*\} (i = 1, 2, \dots, n)$ εις τὴν σχέσιν (3.8) ἐπιτυγχάνεται.

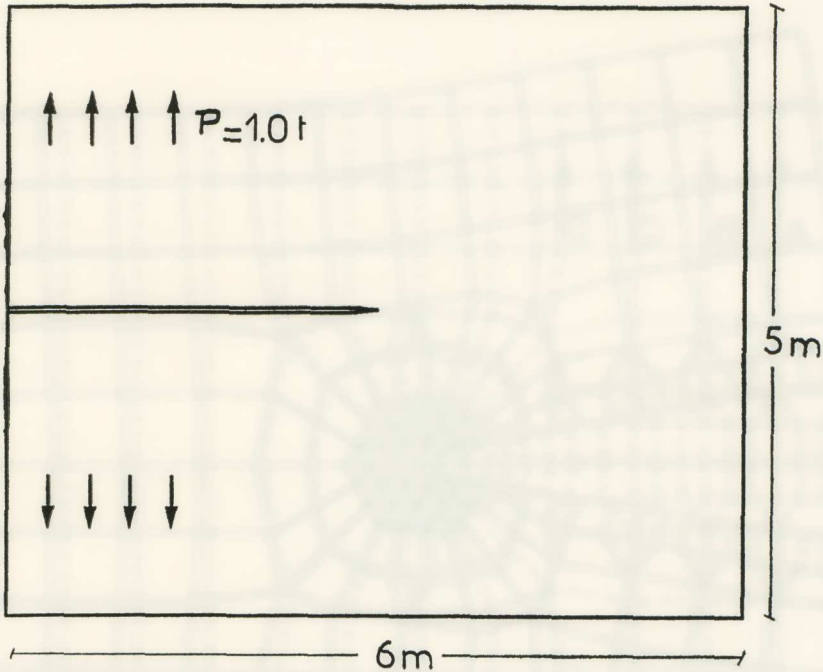
6. ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΑΙ

Ὡς ἔχομεν ἤδη τονίσει, οἱ νευρωνικοὶ ὑπολογιστῆρες εὐρίσκονται σήμερον εις πειραματικὸν στάδιον τῆς ἐξελιξέως των. Ἐπομένως τὸ πλέγμα νευρώνων τὸ ὁποῖον ἐχρησιμοποίησαμεν ἀπεικονίσθη εις κλασσικὸν ὑπολογιστῆρα HP 9000/720. Ἐθεωρήσαμεν τὰ κατωτέρω προβλήματα:

1) Ρωγμὴν ὑπὸ κλασσικὰς συνθήκας διαχωρισμοῦ τῶν χειλέων της.

Τὰ πρῶτα ἀριθμητικὰ ἀποτελέσματα ἀφοροῦν τὸν ὑπολογισμόν πλακὸς φερύσης ἀκραίαν ἐγκαρσίαν ρωγμὴν ὀρισμένου μήκους ὑποβαλλομένην εις ἐφελκυστικὴν τάσιν, ὁμοιομόρφως κατανεμημένην κατὰ μῆκος τῶν χειλέων τῆς ρωγμῆς ὡς αὕτη ἐμφανίζεται εις τὸ σχῆμα 4α. Ἡ πλάξ εἶναι ὀρθογωνικὴ διαστάσεων $6m \times 5m$ καὶ πάχους $t = 0.16 m$. ἐνῶ ἡ ρωγμὴ ἔχει ἀρχικὸν μῆκος $a = 3 m$. Ἡ φόρτισις θεωρεῖται ἐπιβαλλομένη ἐπὶ τῶν κόμβων A, B, C, D ὡς αὕτη ἐμφαίνεται εις τὸ σχῆμα. Τὸ πρόβλημα εἶναι πρόβλημα ἐπιπέδου ἐντάσεως. Ἴσοπαραμετρικὰ τετράπλευρα στοιχεῖα καὶ τριγωνικὰ στοιχεῖα σταθερῶν τάσεων ἐχρησιμοποιήθησαν κατὰ τοὺς ὑπολογισμοὺς

τῶν πεπερασμένων στοιχείων διὰ τὴν διακριτοποίησιν τῆς κατασκευῆς. Αἱ μηχανικαὶ σταθεραὶ τῆς πλακῶς ἐλήφθησαν ὡς: $E = 2.1 \times 10^6 \text{ t/m}^2$, $\nu = 0.24$, $t = 0.16 \text{ m}$, $P = 1.0 \text{ t}$. Ἐφηρμόσαμεν τὴν μέθοδον τοῦ πλέγματος νευρώνων ποῦ ἀνεπτύχθη προηγουμένως. Κατὰ τὴν μέθοδον τῶν νευρωνικῶν πλεγμάτων ἀπαιτεῖται ἡ χρησιμοποίησις τῶν σχέσεων (3.9) διὰ τὴν λύσιν τῶν ἀντιστοίχων συστημάτων. Ἄντ' αὐτοῦ τὸ

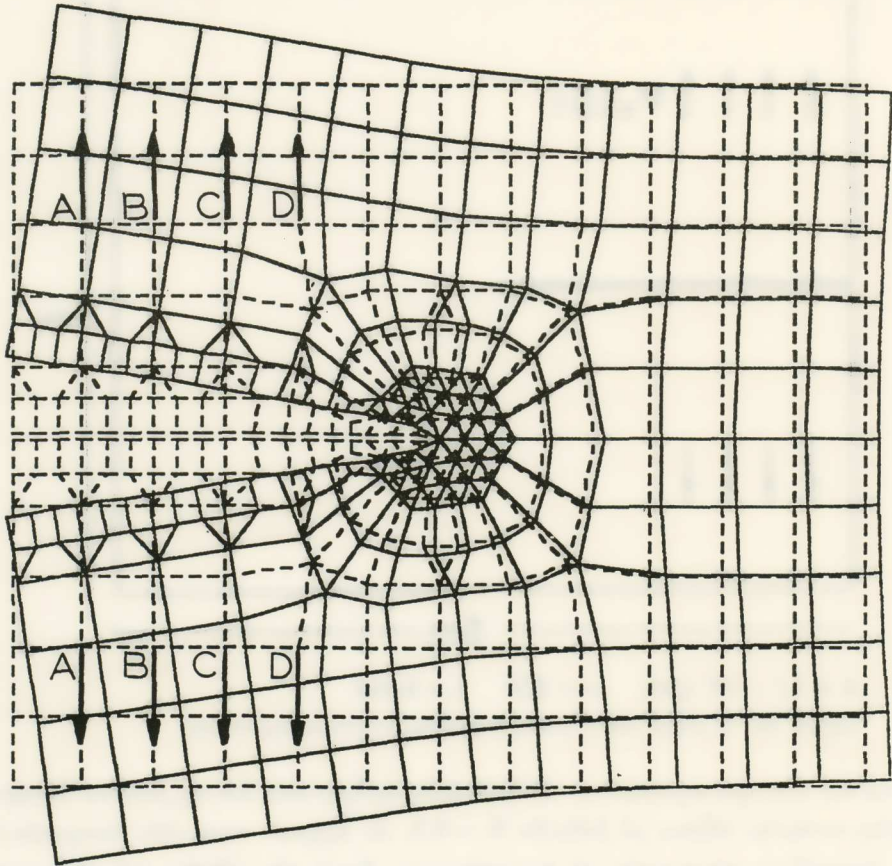


$$E = 2.1 \times 10^6 \text{ t/m}^2, \quad \nu = 0.24 \quad t = 0.16 \text{ m}$$

Σχῆμα 4α: Ἡ μορφή καὶ ὁ τρόπος φορτίσεως ρηγματωμένης πλακῶς.

δυναμικὸν σύστημα κυκλωμάτων (3.8) ἐπελύθη ἀριθμητικῶς διὰ τῆς μεθόδου Runge-Kutta τετάρτης τάξεως με βαθμίδα $\Delta t = 0.5$. Αἱ ἀρχικαὶ τιμαὶ τῶν δυναμικῶν U δὲν ἐπηρεάζουν σημαντικῶς τὰ ἀποτελέσματα. Κατὰ τὴν μέθοδον τοῦ πλέγματος νευρώνων χονδρικῶς δύναται τις νὰ εἴπῃ ὅτι, ἀντὶ τῆς ἐπιλύσεως τοῦ γραμμικοῦ συστήματος (3.9), ἐπιλύομεν τὸ πρόβλημα τοῦ δυναμικοῦ κυκλώματος (3.8). Τὰ στοιχεῖα $T_{ij} = 1, 2, \dots, n$ καὶ I_i δίδονται ἀπὸ τὰς σχέσεις (3.5) καὶ (3.6) ὅπου m_{ij} καὶ q_{ij} δίδονται ἀπὸ τὴν κλασσικὴν μέθοδον πεπερασμένων στοιχείων (ΠΣ). Εἶναι περίπου βέβαιοι ὅτι τὸ ἀνοικτὸν μέχρι σήμερον πρόβλημα διαμορφώσεως πλεγμάτων νευρώνων, τὸ ὁποῖον θὰ δύναται νὰ κατασκευάζῃ τὸ μητρώων M ἀπὸ δοθὲν φορτίον, γεωμετρίαν καὶ ἐλαστικὰς ιδιότητας τῆς κατασκευῆς, θὰ εὔρη πλήρη λύσιν εἰς τὸ μέλλον.

Εἰς τὸ παρὸν παράδειγμα ἐφημερόσαμεν τὴν μέθοδον μετατοπίσεων μετὰ ἀπὸ κατάλληλον τεχνικὴν συμπυκνώσεως. Ἡ ἰδιομορφία εἰς τὴν αἰχμὴν τῆς ρωγμῆς λαμβάνεται ὑπ' ὄψιν τῆ βοήθειά εἰδικῶν στοιχείων δι' ἰδιομορφίας [31]. Τὸ σύστημα ἐπελύθη διὰ τῆς μεθόδου Gauss-Jordan καὶ ἐλάβομεν τὰ πεδία τῶν μετατοπίσεων καὶ τάσεων, τὰ παρουσιαζόμενα εἰς τὰ σχήματα 4b, c διὰ τὸ ἐλάχιστον τῆς δυναμικῆς ἐνεργείας ἴσον

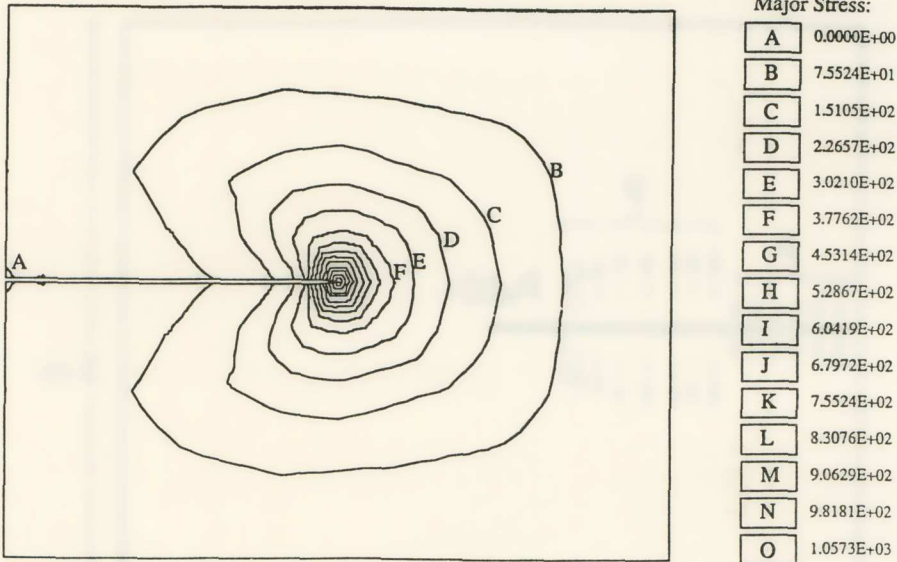


$$E=21 \times 10^6 \text{ t/m}^2, \nu=0.24 \quad t=0.16 \text{ m}$$

Σχῆμα 4b: Τὸ πεδῖον παραμορφώσεως εἰς τὸ τελικὸν στάδιον φορτίσεως.

με -13.3437 . Ἡ μέθοδος τοῦ πλέγματος νευρώνων ἀκόμη καὶ διὰ ἀρχικὴν τιμὴν πολὺ πλησίον τῆς λύσεως συγκλίνει ἀρκετὰ βραδέως εἰς τὸ παράδειγμα. Μετὰ 5,500 βαθμίδας λαμβάνομεν ἐλαχίστην τιμὴν ἴσην με -13.3436 καὶ τὰς τιμὰς τῶν ἀγνώστων τὰς προηγουμένως ἀναφερθεῖσας με ἀσημάντους διαφοράς. Ἀξίζει νὰ σημειωθῇ

ὅτι τὴν αὐτὴν ἐλαχίστην τιμὴν ἐλάβομεν κατὰ πρῶτον εἰς τὴν περιοχὴν μεταξὺ τῆς βαθμίδος 2,300 καὶ τῆς βαθμίδος 3,000, καὶ ὅτι μετὰ τὴν τελευταίαν βαθμίδα ἡ ἐλαχίστη τιμὴ παραμένει ἀμετάβλητος καὶ μόνον αἱ τιμαὶ τῶν ἀγνώστων βελτιώνονται ἐλαφρῶς.



Σχῆμα 4c. Αἱ ἰσοεντατικαὶ καμπύλαι διὰ τὰ διαδοχικὰ φορτία τοῦ πίνακος.

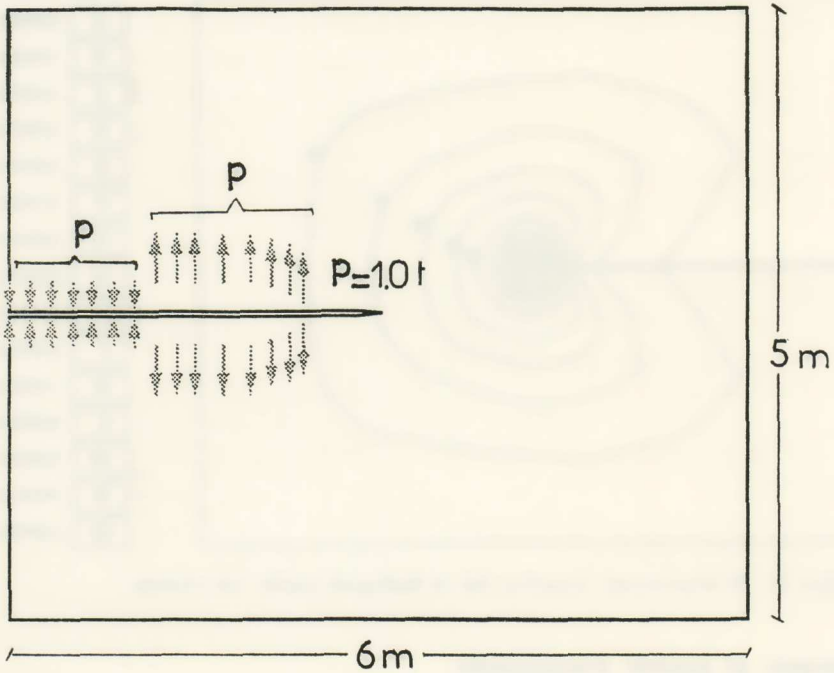
2) Ρωγμὰς μὲ μερικὸν ἀποχωρισμὸν.

Εἰς τὴν δευτέραν ἐφαρμογὴν ἡ αὐτὴ πλάξ, ἀλλὰ μὲ διάφορον φόρτισιν, ἐπιλύεται (Σχ. 5a). Ἡ ρωγμὴ AB θεωρεῖται ὅτι ἔχει μονόπλευρον ἐπαφὴν μεταξὺ τῶν χειλέων της. Μετὰ ἀπὸ διαρρύθμισιν καὶ ἀπαλοιφὴν ὅλων τῶν ἀμφιπλεύρων βαθμῶν ἐλευθερίας διεμορφώσαμεν πρόβλημα περιοριζομένου ἐλαχίστου δι' ἀνισοτήτων, διὰ τῆς συμπληρωματικῆς ἐνεργείας ὡς πρὸς τὰς καθέτους δυνάμεις εἰς 18 ζεύγη κόμβων ἐπαφῆς κατὰ τὴν διαχωριστικὴν ἐπιφάνειαν τῆς ρωγμῆς [8, 9].

Τὸ ἀνηγμένον πρόβλημα μεγιστοποιήσεως τῆς σχέσεως (3.3) ἐπελύθη διὰ τοῦ ἀλγορίθμου βελτιστοποιήσεως τοῦ Hildreth καὶ d'Esopo καὶ διὰ τῆς μεθόδου τοῦ πλέγματος νευρώνων τοῦ περιγραφέντος εἰς τὴν προηγουμένην παράγραφον.

Ἡ μέθοδος Runge-Kutta τετάρτης τάξεως μὲ $\Delta t = 0.5$ ἔδωσε διὰ διαφόρους τυχαίας ἐπιλογὰς τῶν ἀρχικῶν τιμῶν τὰ αὐτὰ ἀποτελέσματα μόνον μετὰ ἀπὸ 250 κύκλους. Τὰ ἀποτελέσματα ἦσαν τὰ αὐτὰ μὲ μικρὰς διαφορὰς μὲ τὰ ἀποτελέσματα τὰ ὁποῖα ἔδωσε ἡ κλασσικὴ μέθοδος τετραγωνικῆς βελτιστοποιήσεως Hildreth καὶ

d'Esopo [29]. 'Αξιίζει να αναφερθῆ ὅτι διὰ τὸ παρὸν πρόβλημα, τὸ ὁποῖον εἶναι πολὺ περισσότερον πεπλεγμένον ἀπὸ τὸ προηγούμενον κατὰ τὴν κλασσικὴν ἔννοιαν, λόγῳ τῆς ἐμφανίσεως βοηθητικῶν συνθηκῶν ἀνισοτήτων, ἡ μέθοδος πλέγματος νευρώνων εἶναι πολὺ ἀνθεκτικὴ καὶ παρουσιάζει ἐξαιρετικὴν σύγκλισιν (Σχ. 5b,c). Τὰ περισσότε-



$$E = 2.1 \times 10^6 \text{ t/m}^2 \quad \nu = 0.24 \quad t = 0.16$$

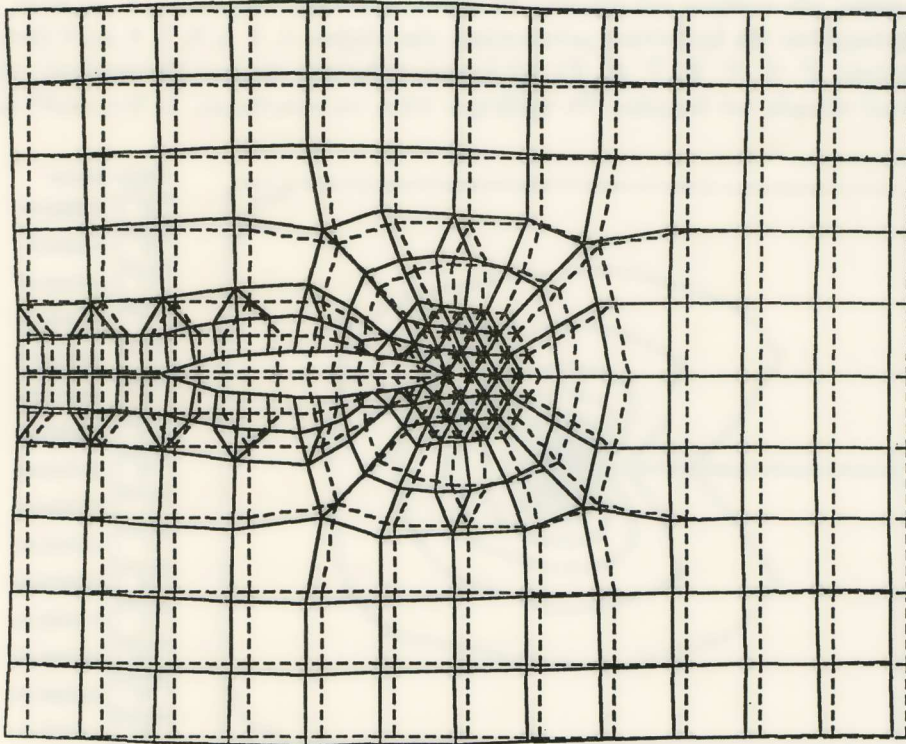
Σχῆμα 5a: Σχηματικὴ ἀπεικόνισις τῆς ρωγμῆς μετ' ἀποκλεισμοῦ συνθηκῶν.

ρα ἐκ τῶν ἀριθμητικῶν πειραμάτων ἀπέδειξαν ὅτι αἱ βοηθητικαὶ συνθηκαὶ ἀνισοτήτων καθιστοῦν τὴν ἀριθμητικὴν λύσιν τοῦ προβλήματος διὰ τῆς μεθόδου τοῦ πλέγματος νευρώνων πολὺ εὐκόλως. Φαίνεται ὅτι οἱ νόμοι τῶν νευρώνων οἱ περιλαμβάνοντες ἀνισοτήτας, ὅπως ὁ νευρὸν (3.10), ἐλαττώνουν σημαντικῶς τὴν ἔρευναν διὰ τὸ ἐλάχιστον.

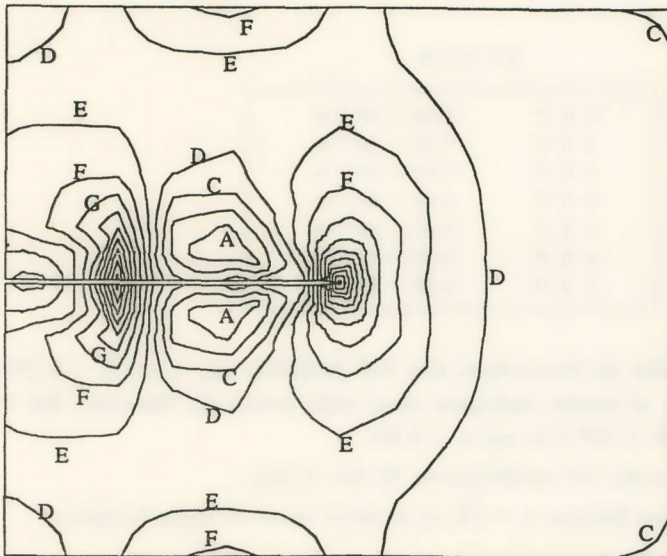
3) Τὸ πρόβλημα ταυτοποίησης τῶν παραμέτρων τοῦ ρηγματωμένου σώματος.

Διὰ τὸ ἀμφίπλευρον πρόβλημα ρωγμῆς τοῦ Σχ. 6 a, b, τὸ ἀκόλουθον πρόβλημα ταυτοποίησης τῶν παραμέτρων δύναται νὰ ἐπιλυθῆ.

Τὸ πρόβλημα τοῦτο ἔχει ὡς ἀκόλουθως: Διὰ ποίας τιμᾶς τῶν E καὶ ν , αἱ μετα-



Σχήμα 5b: Το πεδίο παραμορφώσεως εις τὸ τελικὸν στάδιον φορτίσεως.

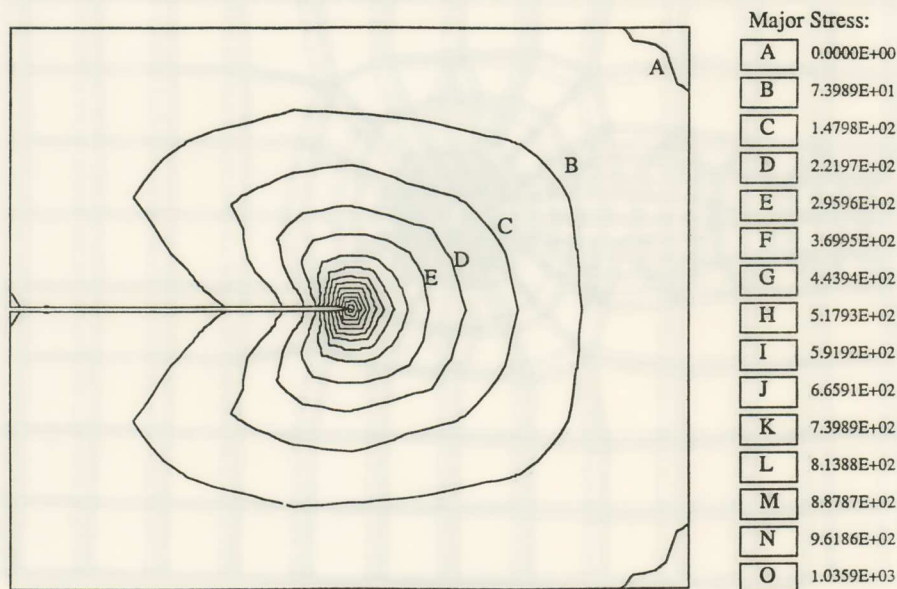


Major Stress:

A	-6.9392E+01
B	-3.4696E+01
C	0.0000E+00
D	3.4696E+01
E	6.9392E+01
F	1.0409E+02
G	1.3878E+02
H	1.7348E+02
I	2.0818E+02
J	2.4287E+02
K	2.7757E+02
L	3.1227E+02
M	3.4696E+02
N	3.8166E+02
O	4.1635E+02

Σχήμα 5c: Αἱ ἰσοεντατικαὶ καμπύλαι διὰ τὰ διαδοχικὰ φορτία τοῦ Πίν. 1

τοπίσεις τῶν συνόρων τοῦ σώματος θὰ λάβουν τὰς τιμὰς τοῦ πίνακος 1. Ὁ πίναξ 1 περιλαμβάνει τὰς ὀριζοντίους μετατοπίσεις τῶν κόμβων 3, 4, 5, 6, 7, 8 καὶ 9 (ἀντιστοίχως: 3', 4', 5', 6', 7', 8', 9') τοῦ ἀριστεροῦ ἡμίσεος τῆς ἄνω (ἀντιστοίχως: τῆς κάτω) πλευρῆς τοῦ δοκιμίου. Τὸ πρόβλημα τοῦτο ταυτοποιήσεως, ἀν διχτυπωθῆ ὡς



Σχῆμα 6a: Τὸ πρόβλημα ταυτοποιήσεως διὰ ρωγμῆν ἀντιστοιχοῦσαν εἰς τὴν περίπτωσιν τοῦ Σχ. 4a. Αἱ ἰσοεντατικά καμπύλαι.

ΠΙΝΑΞ 1

3 ἢ 3'	$1,45 \times 10^{-4}$ m
4 ἢ 4'	$1,45 \times 10^{-4}$ m
5 ἢ 5'	$1,45 \times 10^{-4}$ m
6 ἢ 6'	$1,45 \times 10^{-4}$ m
7 ἢ 7'	$1,40 \times 10^{-4}$ m
8 ἢ 8'	$1,30 \times 10^{-4}$ m
9 ἢ 9'	$1,20 \times 10^{-4}$ m

πρόβλημα μαθήσεως, δίδει εἰς ὀλιγωτέρας ἀπὸ 100 βαθμίδας τὰς τιμὰς $E = 2,49 \times 10^6$ t/m² καὶ $\nu = 0,28$, αἱ ὁποῖαι πράγματι εἶναι πολὺ κοντὰ εἰς τὴν λύσιν διὰ τὴν ὁποῖαν ἔχομεν $E = 2,50 \times 10^6$ t/m² καὶ $\nu = 0,30$.

Ἡ κλασσικὴ μὀρφωσις τοῦ προβλήματος θὰ ἦτο ἡ ἐξῆς :

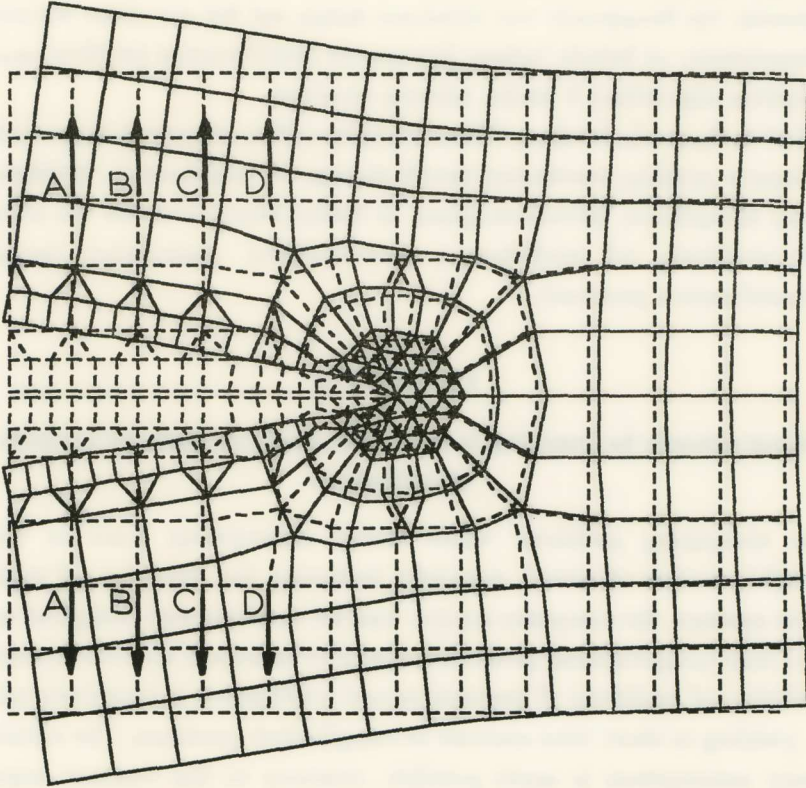
Νὰ εὔρεθῆ τὸ ἄνυσμα ἐλέγχου $z = (E, \nu)$ τοιοῦτον ὥστε νὰ ἰσχύη ἡ σχέσηις:

$$\| u(z) - \bar{u} \|^2 \rightarrow \min \quad (5.1)$$

μέ παραπλεύρους συνθήκας, τὰς συνθήκας ἐπιλύσεως διακριτοποιημένου προβλήματος

$$k(z) u(z) = p \quad (5.2)$$

Εἰς τὰς ἀνωτέρω σχέσεις, k εἶναι τὸ μητρῶν δυσκαμψίας, u ἐκφράζουν οἱ μετακινήσεις καὶ p σημαίνει τὸ ἐπιβεβλημένον φορτίον. Τὸ πρόβλημα (5.1, 2) εἶναι δύσκολον πρόβλημα δι' ἀριθμητικὴν ἐπίλυσιν. Ἐπίσης πολὺ δυσκολωτέρα γίνεται ἡ ἄλλη



$$E=2.5 \times 10^6 \text{ t/m}^2, \quad \nu=0.30, \quad t=0.16 \text{ m}$$

Σχῆμα 6b. Τὸ πρόβλημα ταυτοποίησεως διὰ ρωγμὴν ἀντιστοιχοῦσαν εἰς τὴν περίπτωσιν τοῦ Σχ. 4a αἱ ἰσοενατακτικὰ καμπύλαι διὰ τὰ διαδοχικὰ φορτία τοῦ πίνακος με $E=2.5 \times 10^6 \text{ kg/cm}^2$, $\nu=0.30$, $t=0.16'$ καὶ (b) τὸ πεδῖον τῶν σχετικῶν μετατοπίσεων.

κατάστασις, ἂν ἡ ρωγμὴ ἀνοίγη ἢ ἀναπτύσσωνται τριβαὶ κατὰ μῆκος τῶν χειλέων τῆς, ὅποτε ἀντὶ τῆς (5.2) θὰ ἔχωμεν ὡς παραπλεύρους συνθήκας ἀνισότητος. Τὸ πρόβλημα ταυτοποίησεως τῶν παραμέτρων, ἢ ἄλλως πῶς ἀντίστροφον πρόβλημα τοῦ ἀρχικοῦ, παρουσιάζει σημαντικὰς δυσκολίας τόσο ἀπὸ θεωρητικῆς ἀπόψεως

έσον και από αριθμητικής επίλυσεως. Είς το άρθρον αυτό παρακάμπτομεν τὰς δυσκολίας αὐτὰς μορφώνοντες τὸ πρόβλημα ὡς πρόβλημα ἐπιτηρουμένης μαθήσεως (supervised learning problem). Δύο εἶναι τὰ σημαντικὰ ἀποτελέσματα ἐκ τῆς ἐφαρμογῆς τῆς μεθόδου αὐτῆς:

- i) Ἐκτίμησις καὶ τὰ δυσκολώτερα προβλήματα ταυτοποιήσεως τῶν παραμέτρων (parameter identification), ἔπου ἡ σχέσις (5.2) δίδει σύστημα ἀνισοτήτων κλπ., ἀνάγονται εἰς προβλήματα ἐκμάθησεως, ἔπου ὁ ἀλγόριθμος «perceptron» ἀποδεικνύει τὴν θεωρητικὴν τῶν σύγκλισιν ἐκτίμησις καὶ διὰ τὰς πλεόν πολυπλόκους περιπτώσεις μὲ ἀπλοῦν τρόπον (parameter identification problem \leftrightarrow perceptron algorithm) ὁ ὁποῖος πάντοτε συγκλίνει.
- ii) Ἀπὸ ἀριθμητικῆς ἀπόψεως ὁ ἴδιος ἀλγόριθμος δίδει τάχιστα ἀριθμητικὰ ἀποτελέσματα μεγάλης πιστότητος (small storage of matrices) ἐν ἀντιθέσει πρὸς τοὺς ἀλγορίθμους βελτιστοποιήσεως οἱ ὁποῖοι ἀπαιτοῦνται διὰ τὴν κλασσικὴν ἀντιμετώπισιν τοῦ προβλήματος ταυτοποιήσεως παραμέτρων (parameter identification problem).

SUMMARY

Neural networks for computing in fracture mechanics methods and prospects of applications

In computing problems where many assumptions must be satisfied in parallel, models of neural networks imitating the behavior of biological nervous systems the computer science was led to study real biological nets by the fact that computational power developed by biological nervous systems for the solution of problems of perception and intelligence is enormous and efficient, yielding in short time answers to complicated questions. The satisfaction of many assumptions is made possible, contrary to the classical sequential computers, proceeding only in series in information handling by using networks of analog neurons with nonlinear behavior, involving a high degree of interconnections with links of variable weights. In order to define a neural network we have to give its node characteristics, the learning rules, and the network topology. The learning rules improve the network performance through appropriate adaptive changes of the weights of the links.

Intense research in neuroscience and development of the theory of artificial neural networks aimed to understand how the properties of the biological neurons and their interconnections imply as a result the computational speed

and power of the biological neural networks. In order to achieve such a task it is necessary to dispose a large connectivity degree of the neurons, a massive parallelism, as well as, a nonlinear analog response of them and a high degree of training or learning capabilities. In a neural network the variability of the interconnection weights between the neurons allows the storage and the representation of memories. A neural network has the abilities of self-organizing, of generalizing, and regaining information from stored, partially incomplete, or incorrect data.

All the above are the basic factors which characterize the computational effectiveness of a neural network and which will constitute the major advantage of modern computers under development, which are based on the neural network principle. Moreover, a neural computer will be highly fault tolerant, contrary to the classical sequential computers, because of the increased numbers of locally connected processing nodes.

Thus, the whole performance of the network, as well as its learning capability is not greatly affected by some neurons or links, which may be eventually out of order. This fact makes the network quickly adaptable to a new situation, which results to a minimization of the damage influence.

The present paper tries to adapt the computational fracture analysis methods to a neural-network computing environment by using neural-network capability to solve optimization problems. We consider some problems for which this is possible. These problems try to calculate the stress and displacement fields around a given crack (or cracks), either by assuming that classical bilateral boundary conditions hold at the interface of the crack, or, on the less classical assumption, by assuming that friction and unilateral contact interface conditions hold.

The latter interface conditions introduce certain difficult non-linearities into the problem. Indeed, both the unilateral contact and the friction interface conditions, written as stress-strain relations of frictional one-dimensional elements, include vertical complete parts in their graphs, which cannot be treated properly by the incremental structural analysis methods. Therefore the problem of unilateral contact with friction is formulated as an inequality-constrained minimum problem either for the potential, or for the complementary energy [3-5].

The two regions, defined by the inequality constraints, are the contact and the detachment regions within the crack for the unilateral contact, whereas

for friction, these are replaced by the sliding and the adhesive-friction regions, which are a priori unknown. The problem can be formulated as an inequality constrained problem, involving as unknowns either the stress, or the displacements, along the two sides of the crack [6-13].

All the above hold in the case of cracks of given length. They can, however, be embodied into a theory of crack propagation along the lines of [14].

Knowing the relative opening and the relative sliding of a crack, we can calculate the stress intensity factors, according to refs. [15 and 16], or by the procedures developed in refs [17, 18], where more accurate formulas were established for the consideration of all singularity interactions.

As a numerical application we present in this paper a complete numerical treatment of the problem of unilateral contact and friction along the crack interface, using a neural network model, as well as the solution of a crack problem with classical interface conditions. Finally, we treat a simple parameter identification problem in crack analysis as a supervised learning problem.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. M. Caudill, C. Butler, *Naturally Intelligent Systems*, (MIT Press, Cambridge, 1990).
2. R. Beale, T. Jackson, *Neural Computing. An Introduction*, (IOP Publ., Bristol, 1990).
3. G. Duvaut and J.L. Lions, *Les inéquations en Mécanique et en Physique*. (Dunod, Paris 1972).
4. P.D. Panagiotopoulos, *Inequality Problems in Mechanics and Applications, Convex and Nonconvex Energy functions*. (Birkhäuser Verlag, Basel, Boston 1985, Russian Translation, MIR Publ. Moscow 1989).
5. P.D. Panagiotopoulos, *A Nonlinear Programming Approach to the Unilateral Contact and Friction-Boundary Value Problem in the Theory of Elasticity*. *Ing. Archiv* 44 (1975) 421-432.
6. M. C. Dubourg and B. Villechaise, *Unilateral Contact Analysis of a crack with friction*, *Europ. J. Mech. A/Solids* 8 (1989) 309-319.
7. P.S. Theocaris, P.D. Panagiotopoulos, *On the consideration of Unilateral Contact and Friction in Cracks. The Indirect Boundary Integral Equation Method*. *Int. Journal Num. Meth. Eng.* (to appear).
8. P.D. Panagiotopoulos, P. P. Lazaridis, *Boundary Minimum Principles for the Unilateral Contact Problems*. *Int. J. Solids and Structures* 23 (1987) 1465-1484.
9. P.D. Panagiotopoulos, *Multivalued boundary Integral Equations for Inequality Problems. The Convex Case*, *Acta Mecanica* 70 (1987) 145-167.

10. P. S. Theocaris, P. D. Panagiotopoulos, On Debonding and Delamination Effects in Adhesively Bonded Cracks. A Boundary Integral Approach, *Ing. Archiv.* 61 (1991) 578-587.
11. P. D. Panagiotopoulos, Boundary Integral Equations for Inequality Problems. The Nonconvex Case, *Acta Mechanica* 72 (1989) 152-168.
12. P. D. Panagiotopoulos, J. J. Moreau, G. Strang, *Topics in Nonsmooth Mechanics.* (Birkhäuser Verlag, Boston, 1988).
13. J. J. Moreau, P. D. Panagiotopoulos, *Nonsmooth Mechanics and Applications.* (Springer Verlag, CISM Vol. 302 N. York, Wien 1988).
14. P. S. Theocaris, P. D. Panagiotopoulos, On the T-and the S-criteria in fracture Mechanics: new formulations and variational principles, *Acta Mechanica* 87 (1991) 135-152.
15. G. E. Blandford, A. R. Ingraffea, J. A. Liggett, Two dimensional stress intensity factor computations using the boundary element method, *Int. J. Num. Methods in Eng.* 67 (1981) 387-404.
16. W. L. Zang, P. Gudmundson, Frictional Contact Problems of Kinked Cracks Modelled by a Boundary Integral Method, *Int. Num. Meth. Eng.* 31 (1991) 427-446.
17. P. S. Theocaris, G. N. Makrakis, The kinked crack solved by Mellin transform, *J. of Elasticity* 16 (1986) 393-411.
18. P. S. Theocaris, G. N. Makrakis, Crack kinking in anti-plane shear solved by the Mellin transform, *Int. J. of Fracture* 34 (1987) 251-262.
19. W. McCulloch, W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bull. of Math. Biophysics* 5 (1943) 115-133.
20. B. Widrow, M. Hoff, Adaptive switching circuits, 1960 IRE WESCON Convention Record, New York IRE pp. 96-104.
21. J. J. Hopfield, Neural networks and physical Systems with emergent collective computational abilities, *Proc. of the Nat. Acad. of Sciences* 79 (1982) 2554-2558.
22. J. J. Hopfield, D. W. Tank, «Neural» Computation of Decisions in Optimization Problems, *Biol. Cybern.* 52 (1985) 141-152.
23. R. Lippmann, An Introduction to Computing with Neural Nets, *IEEE ASSP Magazine* April (1987) 4-22.
24. Shun-ichi Amari, Dynamic Stability of Formation of Cortical Maps in Dynamic Interactions in Neural Networks and Data (ed. by M. Arbib and S. Amari) *Res. Notes in Neural Comp.* Vol. 1, (Springer Verlag, Berlin, N. York 1989).
25. J. Anderson, E. Rosenfeld, *Neurocomputing. Foundations of Research.* (The MIT Press, Cambridge MASS, 1988).
26. R. Durbin, C. Miall, G. Mitchison, *The Computing Neuron,* (Addison Wesley, N. York 1989).
27. B. Soucek, *Neural and Concurrent Real Time Systems,* (J. Wiley, N. York 1989).
28. E. N. Houstis, S. K. Kortesis, H. Byun, A Workload Partitioning Strategy for PDES by a Generalized Neural Network, Computer science Department, Purdue University, West Lafayette, IN. 47907, CSD-TR 934.

29. H. Künzi, W. Krelle, Nichtlineare Programmierung. Springer-Verlag Berlin 1962 (see pages 73-79).
30. P. D. Panagiotopoulos, Optimal Control of Structures with convex and non-convex energy densities and variational and hemivariational inequalities, Eng. Structures 6(1984) 12-18.
31. D. R. J. Owen and A. J. Fawkes, «Engineering Fracture Mechanics : Numerical Methods and Applications», Pivreridge Press Ltd, Swansea, U. K. (1982).