ΤΜΗΜΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕ ΤΙΤΛΟ :

«ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΤΡΑΠΕΖΩΝ – ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ, ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ»

ΘΑΝΟΣ ΣΠΥΡΙΔΩΝ **Α.Μ : 200010079**

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ
ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

‘‘In making predictions and judgments under uncertainty, people do not appear to follow the calculus of chance or the statistical theory of prediction. Instead, they rely on a limited number of heuristics.’’

Kahneman and Tversky (1973)

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η διπλωματική αυτή εργασία αυτή εκπονήθηκε στα πλαίσια του προπτυχιακού επιπέδου του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, υπό την επίβλεψη του Καθηγητή κ. Ατσαλάκη Γεώργιου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Καθηγητή κ. Γ. Ατσαλάκη για την υπόδειξη του θέματος, τη συνεχή επιστημονική καθοδήγηση, την αρμονική συνεργασία και πολύπλευρη συμπαράστασή του καθ΄ όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διατριβής αυτής.

Ευχαριστώ επίσης τα υπόλοιπα δύο μέλη της Τριμελούς Εξεταστικής Επιτροπής, τον Καθηγητή κ. Μουστάκη Βασίλειο και τον Καθηγητή κ. Σκιαδά Χρήστο για τις ουσιαστικές υποδείξεις και τις παρατηρήσεις τους.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω τη βαθιά μου ευγνωμοσύνη στην οικογένειά μου, διότι πάντα βρισκόταν στο πλευρό μου, στηρίζοντας με συνεχώς σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου καθώς και τους φίλους μου που με υπομένουν όλα αυτά τα χρόνια.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ 5
2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ 6
3. ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ 26
3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 26
3.2 Νευροασαφή συστήματα 34
3.3 Γενετικοί Αλγόριθμοι 39
Τρόπος Υλοποίησης του Αλγορίθμου 40
Εκδοχές Αλγορίθμου 41
Χαρακτηριστικά 41
Παράδειγμα 41
Εφαρμογές 41
4. ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ (case study) 42
4.1 Εισαγωγή 42
4.2 Δεδομένα 42
4.3 Επεξεργασία 43
4.4 Αποτελέσματα 44
5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 46
6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 47

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 50

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Οι τράπεζες από την αρχαιότητα έπαιζαν σπουδαιότατο ρόλο στην ανάπτυξη των κοινωνικών, πολιτικών και κυρίως οικονομικών δομών ενός κράτους. Ιδιαίτερα σήμερα, ο ρόλος τους αυτός έχει μεγεθυνθεί, δεδομένου του φαινόμενου της παγκοσμιοποίησης. Παγκόσμιες οικονομικές κρίσεις ταλανίζουν κατά καιρούς ακόμα και τα πιο πλούσια κράτη του κόσμου με αποτέλεσμα να επηρεάζουν μεγάλα διεθνή πιστωτικά ιδρύματα. Είναι σημαντικό λοιπόν να παρακολουθείται η πορεία τους προκειμένου να μη βρεθεί κάποιος προ εκπλήξεων σε περίπτωση που αυτά αδυνατούν να τηρήσουν τις δεσμεύσεις που έχουν αναλάβει προς τους πελάτες τους. Με την παρακολούθηση βέβαια έρχεται και το φλέγον ζήτημα της παρεμβατικότητας του κράτους και σε ποιο βαθμό πρέπει αυτό να συμβαίνει όταν και εφόσον διαπιστωθεί ότι μια τράπεζα οδεύει προς πτώχευση. Αυτό όμως εξαρτάται από πολλούς παράγοντες και κυρίως από τον τρόπο διακυβέρνησης του εκάστοτε κράτους στο οποίο εδρεύει το πιστωτικό ίδρυμα και δεν είναι επί του παρόντος.

Σκοπός της εργασίας αυτής είναι :

- Α) Να αναλυθούν οι διαφορετικοί τρόποι πρόβλεψης, που έχουν γίνει μέχρι σήμερα, της πορείας ενός πιστωτικού ιδρύματος μέσω κάποιων μοντέλων αλγορίθμων (γενετικοί, νευρωνικοί κ.α.),
- Β) Να συγκριθούν οι μέθοδοι περασμένων ετών μεταξύ τους και
- Γ) Να μελετηθεί η δική μας λύση στο πρόβλημα σε σχέση πάντα και με τις μεθόδους των περασμένων ετών

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω λόγω της σπουδαιότητας του τραπεζικού τομέα στην κοινωνία πρέπει αυτός να λειτουργεί αδιάλειπτα και απρόσκοπτα, κάτι που δεν είναι και τόσο εύκολο ανάλογα πάντα και με τις διεθνείς και τοπικές συγκυρίες (πόλεμοι, κρίσεις διαφόρων ειδών, φυσικές καταστροφές). Το πρόβλημα όμως είναι ότι για να παρακολουθηθεί η πορεία μίας τράπεζας, όπως και οποιασδήποτε οικονομικής οντότητας φυσικά, χρειάζονται κάποια οικονομικά δεδομένα τα οποία δίνονται κυρίως με τη μορφή οικονομικών δεικτών. Είναι λοιπόν υψίστης σημασίας στη μελέτη ενός πιστωτικού ιδρύματος, οι δείκτες αυτοί να είναι έγκυροι και όσο το δυνατόν ευρέως αποδεκτοί ώστε να μπορεί να υπάρχει κάποιο μέτρο σύγκρισης μεταξύ διαφορετικών τραπεζών ή και μεταξύ διαφορετικών υποκαταστημάτων της ίδιας τράπεζας. Έγινε προσπάθεια λοιπόν γι αυτό το λόγο να βρεθούν δείκτες διεθνώς αποδεκτοί και όχι απλά εθνικά αποδεκτοί. Θεωρείται λοιπόν ότι οι δείκτες που παρουσιάζονται είναι κοινά αποδεκτοί και μη εσφαλμένοι, από τη στιγμή μάλιστα που έχουν εξαχθεί από μια μεγάλη διεθνή εταιρία με βάσεις δεδομένων για τις περισσότερες τράπεζες σε όλα τα κράτη του κόσμου.

Μέχρι σήμερα η κάθε μελέτη είχε διαφορετικό ορίζοντα πρόβλεψης για την πτώχευση ή όχι μιας τράπεζας (από ένα έως 5 χρόνια) και χρησιμοποιούνταν επίσης διαφορετικοί δείκτες κατά το δοκούν, ανάλογα πάντα με την υπολογιστική δύναμη της κάθε εποχής και τις δυνατότητες του εκάστοτε υπολογιστικού μοντέλου-προγραμματιστή. Σήμερα, λόγω της γενικότερης δυσκολίας να εξάγονται ακριβή αποτελέσματα πέραν των 2-3 ετών, προτιμήθηκε να κρατηθεί ο ορίζοντας πρόβλεψης στα δύο χρόνια.

2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Τι έχει γίνει όμως μέχρι σήμερα; Το ενδιαφέρον για την μελέτη πιστωτικών ιδρυμάτων σε βάθος χρόνου προκειμένου να διαπιστωθεί και να αποφευχθεί ο κίνδυνος πτώχευσης ξεκινάει από πολύ παλιά, στην ουσία όμως αξιόλογες ενέργειες προς αυτήν την κατεύθυνση άρχισαν να γίνονται με την ανάπτυξη του υπολογιστή και ακόμα πιο συγκεκριμένα με την ανάπτυξη προγραμματιστικών μεθόδων ικανών να επωμιστούν το βάρος τέτοιων υπολογισμών.

Πιο συγκεκριμένα γυρνώντας το χρόνο πίσω συναντώνται τα εξής.

GenSo-EWS: a novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures

Οι W.L. Tung, C. Quek και P. Cheng χρησιμοποίησαν το Generic Self-organising Fuzzy Neural Network (GenSoFNN) μοντέλο βασισμένο στο συνθετικό κανόνα παρεμβολής (compositional rule of inference, CRI) ως ένα σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης για να προβλέψουν πιθανή χρεοκοπία τραπεζικών ιδρυμάτων.

Το νευρο-ασαφές αυτό δίκτυο δέχεται ως δεδομένα οικονομικούς δείκτες οι οποίοι προσαρμόζονται σε μία ασαφή “IF-THEN” λογική. Οικονομικά στοιχεία από 3635 αμερικάνικες τράπεζες σε διάστημα 21 ετών χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εισόδου και ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης ορίστηκε στα 1-2 χρόνια πριν την χρεοκοπία. Το Cox’s proportional hazards μοντέλο, το the multi-layered perceptron (MLP) και το τροποποιημένο cerebellar model articulation controller (MCMAC) χρησιμοποιήθηκαν προκειμένου να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητα του εξεταζόμενου (GenSoFNN).

Κατά την επεξεργασία των αποτελεσμάτων βρέθηκε ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης στα νευρο-ασαφή μοντέλα πρέπει να αποτελούνται από ίσο αριθμό χρεοκοπημένων και όχι τραπεζών. Τέλος κατά τη σύγκριση το μοντέλο αυτό βρέθηκε να υστερεί ελάχιστα έναντι των άλλων, τονίζεται όμως ότι δίνει μια πιο κατανοητή εικόνα στο χρήστη όσον αφορά τους λόγους για τους οποίους μια τράπεζα κατατάχτηκε ως έτοιμη προς χρεοκοπία ή όχι.

FCMAC-EWS: A bank failure early warning system based on a novel localized pattern learning and semantically associative fuzzy neural network

Οι G.S. Ng, C. Quek και H. Jiang πρότειναν ένα νέο ασαφή CMAC (cerebellar model articulation controller) μοντέλο πρόβλεψης χρεοκοπίας τραπεζών, βασισμένο στο συνθετικό κανόνα παρεμβολής (compositional rule of inference, CRI), το οποίο και ονόμασαν FCMAC-CRI(S).

Το νευρο-ασαφές αυτό μοντέλο δέχεται ως δεδομένα οικονομικούς δείκτες από 3635 αμερικάνικες τράπεζες συγκεντρωμένους από διάστημα 21 ετών. Ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης ορίστηκε στα 1-2 χρόνια πριν την χρεοκοπία. Για να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητα του εξεταζόμενου μοντέλου, κλήθηκε να αναμετρηθεί με το Cox’s proportional hazard μοντέλο και το δίκτυο GenSoFNN-CRI(S) το οποίο αναφέρθηκε σε προηγούμενο άρθρο. Το 20% των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε ως δεδομένα εκπαίδευσης και το 80% ως δεδομένα δοκιμής του μοντέλου, ενώ οι συγγραφείς έτρεξαν 3 σενάρια, το πρώτο για τον τελευταίο χρόνο χρεοκοπίας των τραπεζών, το δεύτερο για πρόβλεψη ενός έτους και το τρίτο για πρόβλεψη δυο χρόνων νωρίτερα. Ακόμα διαφορετικές προσομοιώσεις έγιναν και για διαφορετικό αριθμό δεικτών. Την πρώτη φορά χρησιμοποιήθηκαν 9 δείκτες ενώ έγινε και προσομοίωση με 3 δείκτες

Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι το FCMAC-CRI(S) υπερείχε σε ακρίβεια και επεξήγηση αποτελεσμάτων (περίπου 95% για το πρώτο σενάριο και αρκετά κοντά σε αυτό το ποσοστό για τα άλλα δυο) έναντι των δυο αντιπάλων του. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα ότι ένα μοντέλο εντοπισμένης μάθησης σε αντίθεση για παράδειγμα με το GenSoFNN-CRI(S) το οποίο θεωρείται ως μοντέλο γενικής μάθησης, εξάγει ακριβέστερα αποτελέσματα.

Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy

Ο Ky Tam εξετάζει τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου συγκρινόμενο με ένα DA μοντέλο, ένα factor-logistic, ένα k Nearest Neighbor (kNN) και ένα ID3 μοντέλο προκειμένου να προβλέψει την χρεοκοπία κάποιων τραπεζών. Για τον συγγραφέα, ένα επιτυχημένο σύστημα πρόβλεψης θα πρέπει να έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

- Ευρωστία
- Ακρίβεια πρόβλεψης
- Προσαρμοστικότητα
- Επεξηγηματική ικανότητα

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη προήρθαν από τράπεζες στο Τέξας των Ηνωμένων Πολιτειών, οι οποίες χρεοκόπησαν την περίοδο 1985-1987. Έτσι 118 τράπεζες πήραν μέρος σε αυτή την μελέτη, 50% εκ των οποίων ήταν χρεοκοπημένες. Ο ορίζοντας πρόβλεψης τέθηκε στα ένα και δύο χρόνια. Αρχικά 19 δείκτες χρησιμοποιήθηκαν οι οποίοι όμως γρήγορα έγιναν 6 για την μελέτη των τραπεζών ένα χρόνο πριν την χρεοκοπία και 7-8 ανάλογα με το μοντέλο, για την μελέτη δυο χρόνια πριν. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων υπερείχε έναντι των άλλων, τονίζει όμως ο συγγραφέας ότι περεταίρω μελέτη πρέπει να γίνει στον τομέα αυτό.

Predicting large US commercial bank failures

Οι James Kolari, Dennis Glennon και Hwan Shinand Michele Caputo προσπαθούν να προβλέψουν χρεοκοπίες μεγάλων αμερικανικών τραπεζών. Δυο εμπειρικές μέθοδοι θα δώσουν τα εργαλεία που θέλουν για το σκοπό αυτό: Το μοντέλο trait recognition και το μοντέλο logit. Επίσης θα ερευνηθεί η χρήση των παραπάνω μοντέλων ως EWS και ως προς την αποτελεσματικότητα των προβλέψεων τους.

Τα δεδομένα για τα μοντέλα πρόβλεψης πάρθηκαν από οικονομικούς δείκτες χρεοκοπημένων και μη μεγάλων τραπεζών κατά το διάστημα 1989-1992 και κυρίως 1-2 χρόνια πριν την χρεοκοπία κάποιας τράπεζας. Δυστυχώς μόνο 55 δείγματα χρεοκοπημένων τραπεζών υπάρχουν αυτή την περίοδο και πάλι όμως θεωρούνται πολλά για τις Ηνωμένες Πολιτείες. Να σημειωθεί ότι μόνο 18 από αυτές χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία των μοντέλων πρόβλεψης της μελέτης. Ακόμη από τους 28 οικονομικούς δείκτες που αρχικά μελετήθηκαν, μόνο 7 θεωρήθηκαν τελικά σημαντικοί και αυτοί και χρησιμοποιήθηκαν για το μοντέλο logit. Ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης ορίστηκε σταδιακά από ένα έως τρία χρόνια.

Παρόλο που και τα δυο μοντέλα λειτούργησαν ως EWS αποτελεσματικά σε ποσοστό 95%-100% στα in sample δεδομένα, το trait recognition μοντέλο είχε μικρότερο ποσοστό Type I και Type II λαθών. Όσον αφορά τα out of sample δεδομένα, το trait recognition είχε σταθερή απόδοση γύρω στο 85% και γενικά υπερείχε του logit, το οποίο απέδωσε καλά στον τελευταίο χρόνο πριν την χρεοκοπία.

The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural networks for identifying potentially failing banks: an experimental study

Στην εργασία τους οι P. Alam, D. Booth, K. Lee και T. Thordarson, συγκρίνουν ένα fuzzy clustering και δύο self-organizing νευρωνικά δίκτυα ως εργαλεία πρόβλεψης πτώχευσης τραπεζικών ιδρυμάτων.

Οι δείκτες που χρησιμοποιηθήκαν είναι οι παρακάτω πέντε:

- Net Income to Total Assets (NITA)
- Net Loan Losses to Adjusted Assets (NLLAA)
- Net Loan Losses to Total Loans (NLLTL)
- Non-Performing Loans to Total Assets (NPLTA)
- Net Loan Losses plus Provision for Loan Losses divided by Net Income (NLLPLLNI)

Τα δεδομένα της μελέτης εξάχθηκαν από το διάστημα 1980-1992 και αποτελούνται από 3 χρεοκοπημένες τράπεζες, 80 υγιείς και 17 τράπεζες υπερβολικής απόδοσης (οι οποίες θα αναδείξουν κάποια αδυναμία σύμφωνα με τους συγγραφείς). Τέλος ο χρονικός ορίζοντας που εξετάζουμε είναι ένας χρόνος με έξι μήνες πριν την χρεοκοπία.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι και οι τρεις τρόποι σύγκρισης, παρόλο που λειτουργούν με διαφορετικό τρόπο, είναι εξίσου αποτελεσματικοί ως εργαλεία πρόβλεψης, αφού όλοι δίνουν καλά αποτελέσματα.

Soft computing system for bank performance prediction

Οι V. Ravi, H. Kurniawan, Peter Nwee Kok Thai και P. Ravi Kumar παρουσιάζουν δύο ενιαία συστήματα, ένα βασισμένο στην απλή ψήφο πελιοψηφίας και ένα βασισμένο σε κατόφλια και βάρη, τα οποία αποτελούνται συνολικά από τα παρακάτω μοντέλα: Το πρώτο από ένα πολύστρωμο αναδραστικό νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευμένο με backpropagation (MLFF-BP) και ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο (PNN) και το δεύτερο από ένα radial basis function (RBFN), ένα support vector machine (SVM), ένα classification και regression trees (CART) και ένα fuzzy rule based classifier.

Τα συστήματα αυτά δέχονται ως δεδομένα οικονομικούς δείκτες δυο χρόνων (1991-1992) της λειτουργίας της τράπεζας και παράγουν προβλέψεις για τις οικονομικές επιδόσεις της για τον επόμενο χρόνο (1993). Χίλιες τράπεζες, χαρακτηριζόμενες ως μικρές, επελέγησαν για την μελέτη αυτή το 80% των οποίων ήταν υγιείς και το 20% χρεοκοπημένες. Για να φτάσουν όμως σε αληθείς προβλέψεις τα νευρωνικά δίκτυα, το δείγμα των χρεοκοπημένων αναπαράχθηκε με σκοπό να έχουμε 50% χρεοκοπημένες και 50% υγιείς στα δεδομένα εισόδου των νευρωνικών. Τέλος 54 δείκτες οικονομικοί και δείκτες κατηγοριών χρησιμοποιήθηκαν.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα συστήματα πρόβλεψης έφεραν καλύτερα αποτελέσματα συγκρινόμενα με τα μοντέλα που τα αποτελούσαν ξεχωριστά αν και το πρώτο σύστημα υπερείχε σε αποτελεσματικότητα έναντι του δεύτερου.

Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review

Οι P. Ravi Kumar και V. Ravi εξερεύνησαν τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης χρεοκοπίας από το 1968 ως το 2005, κατηγοριοποιώντας τα με βάση την τεχνική που χρησιμοποιήθηκε. Έτσι συνολικά υπάρχουν οι παρακάτω οικογένειες τεχνικών:

(i) statistical techniques
(ii) neural networks
(iii) case-based reasoning
(iv) decision trees
(v) operational research
(vi) evolutionary approaches
(vii) rough set based techniques
(viii) other techniques subsuming fuzzy logic, support vector machine and isotonic separation
(ix) soft computing subsuming seamless hybridization of all the above-mentioned techniques.

Παρουσιάζονται επίσης 128 συνολικά μεταβλητές-δείκτες που έχουν χρησιμοποιηθεί μέχρι σήμερα, ένας αναλυτικός πίνακας προέλευσης των δεδομένων, αν αυτά προέρχονται από επιχειρήσεις ή τράπεζες, τις χώρες από τις οποίες προήλθαν τα δεδομένα καθώς και μια γενική σύγκριση μεταξύ όλων των παραπάνω μοντέλων.

Συνοπτικά τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων υπερείχαν σε αποτελεσματικότητα έναντι των παραδοσιακών στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης, καθώς και ότι το μοντέλο SVM παράγει εξίσου καλά αποτελέσματα με τα νευρωνικά, με το πλεονέκτημα επιπλέον ότι χρειάζεται μικρό αριθμό δεδομένων, πράγμα που το κάνει πιο αποτελεσματικό από τα νευρωνικά δίκτυα σε κάποιες περιπτώσεις. Οι συγγραφείς προτείνουν επίσης την περεταίρω μελέτη υβριδικών μοντέλων πρόβλεψης.

Bankruptcy in banks from Ecuador : Solvency versus panic theories

Οι Franco Parisi, Carlos Maquieira και Antonino Parisi ανέπτυξαν ένα probit μοντέλο για να προβλέψουν χρεοκοπίες τραπεζικών ιδρυμάτων στον Ισημερινό, με αφορμή την πολύ κακή οικονομική κατάσταση τους εκεί την τελευταία δεκαετία.

Τα δεδομένα προήρθαν από τράπεζες του Ισημερινού, ενώ 13 δείκτες βοηθούν στο να φτάσουμε σε σωστή πρόβλεψη. Οι δείκτες αυτοί έχουν να κάνουν με τομείς όπως την αποτελεσματικότητα της τράπεζας, το κεφάλαιο, τα περιουσιακά της στοιχεία, τα ρίσκο που έχει παίρνει καο το επιχειρησιακό της εισόδημα. Περαιτέρω εξέταση των δεικτών μείωσε τον αριθμό τους και όσοι απέμειναν ενσωματώθηκαν στο προς εξέταση μοντέλο. Αναλυτικότερα έχουμε τους εξής δείκτες:

- Productive Assets/Liabilities
- Past Due Loans/Capital plus Reserves
- Interests Paid/Liabilities with Cost
- Gross Financial Margin plus Ordinary Revenues/Average Productive Assets

Το μοντέλο αυτό αναμένεται να δώσει ένα υψηλό ψευδο-R2 και ένα όσο το δυνατόν υψηλότερο δείκτη αποτελεσματικότητας. Ο χρονικός ορίζοντας υποδείχθηκε ως 3, 6, 9 και 12 μήνες πριν την πιθανή χρεοκοπία.

Τα αποτελέσματα δικαίωσαν τους συγγραφείς καθώς το μοντέλο έδωσε ένα ψευδο-R2 ίσο με 89.14% και έναν δείκτη αποτελεσματικότητας της τάξεως του 96.7%. Τελικά και πάνω απ΄ολα το μοντέλο είναι αξιόπιστο στο να προβλέψουμε και να προλάβουμε την χρεοκοπία μιας τράπεζας ένα χρόνο νωρίτερα.

Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction

Οι Sung-Hwan Min, Jumin Lee και Ingoo Han προτείνουν τη χρήση ενός υβριδικού μοντέλου αποτελούμενου από γενετικούς αλγόριθμους και support vector machine (SVM) για να προβλέψει τυχόν χρεοκοπία τραπεζικών ιδρυμάτων και επιχειρήσεων. Η μελέτη αυτή ερευνάει τρόπους για να βελτιστοποιηθεί η αποτελεσματικότητα του SVM πρώτα μέσω υποσυνόλων δεδομένων και στη συνέχεια μέσω παραμετρικής βελτιστοποίησης. Για αυτό το σκοπό ενσωματώνεται ο γενετικός αλγόριθμος.

Τα δεδομένα προέρχονται από μια εμπορική κορεατική τράπεζα και αποτελούνται από 614 επιχειρήσεις, 307 από τις οποίες χρεοκόπησαν κατά το διάστημα 1999-2002. 32 δείκτες επιλέχθηκαν για τη μελέτη του μοντέλου. Ακόμη, τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης (70% επί του συνόλου) και δεδομένα επαλήθευσης (30% επί του συνόλου).

Τα αποτελέσματα του υβριδικού μοντέλου συγκρίθηκαν με αυτά ενός logistic regression μοντέλου (LR), ενός νευρωνικού δικτύου (NN) και ενός απλού SVM. Στην περίπτωση των 32 δεικτών τα αποτελέσματα επαλήθευσης ήταν,

LR	68,18%
NN	68,18%
SVM	72,22%
SVM-GA	80.30%

γεγονός το οποίο οδηγεί στην υπεροχή του SVM-GA μοντέλου έναντι των υπολοίπων.

Failure prediction in the Russian bank sector with logit and trait recognition models

Οι Gleb Lanine και Rudi Vander Vennet μελετούν, με αφορμή την τραπεζική κρίση του 1998 στη Ρωσία, την χρεοκοπία ρωσικών τραπεζών με τη βοήθεια ενός logit, ενός απλού trait recognition μοντέλου και ενός τροποποιημένου trait recognition.

Τα δεδομένα προέρχονται από την Κεντρική Τράπεζα της Ρωσίας, για τις χρονιές από το 1995 έως το 2003. ένας διαφορετικός αριθμός τραπεζών χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης, πάντα με αναλογία 1 χρεοκοπημένη προς 5 υγιείς. Οι συγγραφείς δεν τήρησαν το κλασικό 50-50 ποσοστό για λόγους ρεαλισμού καθώς και λόγω της ποικιλίας των μεγεθών στις τράπεζες. Τέλος, 100 υγιείς και 20 “αποτυχημένες” τράπεζες πήραν μέρος στην επαλήθευση των αποτελεσμάτων (holdout sample). Να σημειωθεί ότι ως αποτυχημένες θεωρούνται οι τράπεζες στις οποίες ανακλήθηκε η άδεια λειτουργίας είτε με την υποχρεωτική ή την εθελοντική τους χρεοκοπία. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ορίζεται σταδιακά από τους 3 μήνες πριν την χρεοκοπία, στους 12 μήνες μέγιστο. Ακόμη, οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής:

- ROA (Return on assets) — Net income/total assets
- LIQ General liquidity ratio — Liquid assets/total assets
- TBILL Government debt securities — Government debt securities/total assets
- CAP Capital adequacy ratio — Capital/total assets
- BADL Overdue loans — (overdue loans + overdue promissory notes) / total loans
- LTA Loans to total assets — Total loans/total assets
- SIZE Size — Log (total assets)

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το τροποποιημένο trait recognition μοντέλο υπερείχε έναντι των άλλων δυο στην σωστή κατηγοριοποίηση των τραπεζικών ιδρυμάτων.

Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case

Οι Serpil Canbas, Altan Cabuk και Suleyman Bilgin Kilic εξέτασαν 40 τουρκικές τράπεζες, με σκοπό την πρόβλεψη χρεοκοπίας τους και την δημιουργία ενός συστήματος έγκαιρης προειδοποίησης (EWS).

Από τις 40 τράπεζες που μελετήθηκαν οι 21 χρεοκόπησαν την περίοδο 1997-2003. Τα μοντέλα-τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν το μοντέλο principal component analysis (PCA), η discriminant analysis και τα μοντέλα logit και probit. Επίσης η επιτυχία του EWS εξετάστηκε και από την πλευρά του κόστους άστοχης-επιτυχημένης πρόβλεψης. Ο ορίζοντας πρόβλεψης της μελέτης εξετάστηκε στα 1, 2 και 3 χρόνια πριν την χρεοκοπία. Η Ομοσπονδία τραπεζών της Τουρκίας δημοσιεύει κάθε χρόνο 49 οικονομικούς δείκτες για κάθε τράπεζα, οι οποίοι και χρησιμοποιήθηκαν. Έπειτα από την επεξεργασία των δεικτών με το PCA, 12 δείκτες φάνηκαν ως οι πιο σημαντικοί, οι οποίοι μετείχαν στο EWS.
Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι α) όσο πιο κοντά είμαστε στην επερχόμενη χρεοκοπία, τόσο πιο ακριβή είναι φυσικά τα αποτελέσματα των μοντέλων και β) ότι τα παραπάνω μοντέλα μπορούν να αποτελέσουν ένα αξιόπιστο EWS (με 90% ακριβείς προβλέψεις για τον τελευταίο χρόνο) το οποίο θα μειώσει το κόστος και των λαθών κατάταξης αλλά και θα αποσοβήσει το κόστος ανοικοδόμησης της προς χρεοκοπία τράπεζας.

New Directions in Predicting Bank Failures: The Case of Small Banks

Η μελέτη αυτή από τους Frederick D. Crowley και Antony L. Loviscek εξετάζει τεχνικές κατηγοριοποίησης και πρόβλεψης χρεοκοπίας για μικρές τράπεζες ένα, δύο και τρία χρόνια πριν το μοιραίο(χρεοκοπία). Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται είναι τα Linear probability, logit, probit και discriminant analysis.

Τα δεδομένα της μελέτης προήρθαν από 37 χρεοκοπημένες μικρές τράπεζες τις χρονιές 1981-1984 καθώς και 74 μη χρεοκοπημένες στις ίδιες χρονιές. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι παρακάτω,

- OEA = Total operating expense as a percentage of total assets
- OEOI= Total operating expense as a percentage of total operating income
- OIA= Total operating income as a percentage of total assets. This can also be defined as EA/OEOI
- NIA= Net income (after taxes and securities gains or losses) as a percentage of total assets
- NIOI= Net income as a percentage of total operating income
- NOA= Net operating income (before taxes or securities gains or losses) as a percentage of total assets. This can also be defined as OIA - OEA

καθώς και άλλοι 3 δείκτες που αντικατοπτρίζουν την δανειοδοτική και δανειοληπτική ικανότητα των τραπεζών αυτών. Τονίζεται ότι δεν υπήρχε τότε κάποια συγκεκριμένη θεωρία σχετικά με την εκλογή δεικτών, πρόβλημα που υπάρχει ακόμα και σήμερα.

Τα αποτελέσματα της εργασίας έδειξαν ότι το logit και το probit μοντέλο προσέφεραν καλύτερα αποτελέσματα (σχεδόν ίδια ποσοστά περίπου 86%) έναντι του τότε συχνά χρησιμοποιούμενου discriminant analysis μοντέλου. Τέλος οι συγγραφείς συστήνουν μια πιο προσεκτική διαδικασία επιλογής δεδομένων και εξέφρασαν τον προβληματισμό τους σχετικά με το γεγονός ότι δεν υπάρχει ένας απόλυτα αντικειμενικός τρόπος συγγραφής οικονομικών μελετών από τις οποίες προέρχονται οι δείκτες που χρησιμοποιούνται ως δεδομένα στις μελέτες πρόβλεψης.

Separating the likelihood and timing of bank failure

Οι Rebel A. Cole και Jeffery W. Gunther χρησιμοποιούν ένα split-population survival-time μοντέλο για να διαχωρίσουν τις αιτίες για τις οποίες μια τράπεζα χαρακτηρίζεται ως "προς χρεοκοπία", καθώς και το χρόνο για τον οποίο παραμένει σε λειτουργία μετά τον χαρακτηρισμό της ως μη υγιής.

Η πλειοψηφία των δεδομένων που παρουσιάζονται στη μελέτη αυτή προέρχονται από δηλώσεις εμπορικών τραπεζών ασφαλισμένες στην FDIC κατά τα έτη 1986-1992. Ο μεγαλύτερος χρόνος παραμονής μιας τράπεζας πριν την χρεοκοπία της ορίστηκε στα 26 τετράμηνα, δηλαδή τα 6,5 χρόνια. Το δείγμα λοιπόν αποτελείται από 10.843 banks εκ των οποίων οι 811 ή το 7,5% χρεοκόπησε κατά την μελετούμενη περίοδο. Τέλος 19 δείκτες συχνά χρησιμοποιούμενοι και στις απλές μελέτες προβλέψεων, χρησιμοποιήθηκαν.

Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι μόνο ένα επιλεγμένο σύνολο από τους κοινούς δείκτες βοηθάνε τελικά στο να εξηγηθεί ο χρόνος επιβίωσης μιας προς χρεοκοπία τράπεζας. Ακόμα, βασικοί δείκτες για την κατάσταση μιας τράπεζας όπως το κεφάλαιο, τα δεσμευμένα περιουσιακά στοιχεία και το καθαρό εισόδημα σχετίζονται σημαντικά με τον χρόνο χρεοκοπίας. Πολύ σημαντική τέλος θεωρήθηκε η αντιπαράθεση και η εν τέλει υπεροχή του εξεταζόμενου μοντέλου, έναντι του γνωστού μοντέλου του Cox.

Evaluating and forecasting banking crises through neural network models: An application for Turkish banking sector

Οι Arzum Erken Celik και Yalcin Karatepe εξετάζουν τον τουρκικό τραπεζικό τομέα με δύο τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο τρέχει με τραπεζικά δεδομένα που ανήκουν στην ίδια χρονική περίοδο και το δεύτερο νευρωνικό τρέχει δεδομένα από διαφορετικές περιόδους, επεξεργασμένα και επαληθευμένα.

Ως δεδομένα, εισήχθηκε ένα σύνολο από μακροοικονομικούς δείκτες από το 1989 ως το 2004. Ειδικότερα οι δείκτες παρατίθενται παρακάτω:

1. Non-performing Loans/Total Loans Ratio.
2. Capital/Asset Ratio.
3. Profits/Asset Ratio.
4. Equity/Asset Ratio.

Τα δυο μοντέλα μετά εκπαιδεύτηκαν με ποσοστό επιτυχίας 100% και πολύ μικρό ποσοστό λάθους (ένα μέσο RMS λάθος της τάξης του 0.0033 και 0.004 αντίστοιχα) και στις δύο περιπτώσεις και τα αποτελέσματά τους ήταν πολύ ενθαρρυντικά για την περαιτέρω χρήση των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη χρεοκοπίας τραπεζικών ιδρυμάτων.

Neural Networks applications in bankruptcy forecasting: A state of the art

Ο Muriel Perez εξέδωσε μια εργασία πάνω στα νευρωνικά δίκτυα η οποία εμπεριείχε αρκετά διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα (24 υπομελέτες) με σκοπό την πρόβλεψη χρεοκοπίας επιχειρήσεων. Στις περισσότερες των περιπτώσεων χρησιμοποιούνται το Multilayer Perceptron (MLP) και το δίκτυο Kohonen ή Self Organizing Map (SOM). Ακόμη τονίζεται ότι τα νευρωνικά δίκτυα δείχνουν τις πραγματικές τους ικανότητες σε μεγάλα δείγματα και περίπλοκα, μη γραμμικά προβλήματα χωρίς μαθηματική μοντελοποίηση.

Τα δεδομένα της εργασίας αποτελούνται από μακροοικονομικές μεταβλητές και έχουν εξαχθεί κυρίως σε διάστημα 3 ως 9 χρόνων. Οι επιχειρήσης που εμφανίζονται ανήκουν σε όλα τα μεγέθη. Γενικά όταν το ποσοστό χρεοκοπημένων έναντι υγιών επιχειρήσεων βρίσκεται στο 50%, παράγονται καλύτερα αποτελέσματα αλλά σε πολλές περιπτώσεις έχουμε και διαφορετικά ποσοστά.

Τα αποτελέσματα των μελετών συνοπτικά έδειξαν ότι:

- Δεν υπάρχει ένα συγκεκριμένο σύνολο δεικτών αποκλειστικα για νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιούνται ως εκ τούτου κοινές μεταβλητές-δείκτες με τις παλιότερες μεθόδους.
- Όπου υπάρχει σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μοντέλων, τα νευρωνικά δίκτυα υπερέχουν γενικά έναντι των παραδοσιακών στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης όπως τα ADM, Logistic Regression και Recursive Partitioning.
- Τα δεδομένα διαφέρουν αρκετά από μελέτη σε μελέτη νευρωνικών δικτύων.
- Τα νευρωνικά δίκτυα δεν δείχνουν τις πραγματικές δυνατότητές τους αφού χρησιμοποιούνται ως φυσική εξέλιξη-βελτιστοποίηση των στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης.

Τέλος οι συγγραφείς πρότειναν κάποιες κατευθύνσεις για τις επόμενες μελέτες όπως τα υβριδικά μοντέλα, την περεταίρω εξέταση των δεδομένων εισόδου των νευρωνικών και τη χρήση νέων μοντέλων νευρωνικών δικτύων.

Predicting Bank Failures and Intertemporal Assessment of Bank Risk

Ο Ronald W. Spahr χρησιμοποίησε ένα discriminant-type (MDA) μοντέλο όπως επίσης και ένα logit regression analysis (LRA) μοντέλο με 8 οικονομικές μεταβλητές για να προβλέψει πτωχεύσεις και να διευκρινήσει τις αιτίες χρεοκοπίας τραπεζών, σε μια 5-ετή περίοδο. Παρόλο που 5 χρόνια είναι αρκετά νωρίς για αξιόπιστες προβλέψεις, ο συγγραφέας επιμένει ότι 1-2 χρόνια πριν την επερχόμενη χρεοκοπία είναι λιγος χρόνος,αφού η πορεία της τράπεζας είναι μη ανατρέψιμη.

Από 58 δείκτες του Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC) που εξετάστηκαν, επιλέχτηκαν οι 8. Το δείγμα-δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούσαν 117 μικρομεσαίες χρεοκοπημένες τράπεζες τη χρονιά 1985 και άλλες τόσες υγιείς, φτάνοντας σε σύνολο δηλαδή τις 234 τράπεζες. Τέλος δεδομένα από τις χρεοκοπίες του 1986 χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα επαλήθευσης (134 χρεοκοπημένες τράπεζες σε σύνολο 268 του δείγματος).

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι για τα δεδομένα εκπαίδευσης τα ποσοστά επιτυχίας των δυο μοντέλων ήταν παραπλήσια και κυμαίνονταν από 73,1% πέντε χρόνια πριν την πτώχευση ως 90,2% ένα χρόνο πριν. Για τα δεδομένα επαλήθευσης έχουμε 71,3% και 88,8% αντίστοιχα. Τέλος το χρονικό περιθώριο πριν την πιθανή χρεοκοπία είναι πολύ σημαντικό για τους δείκτες και τα βάρη τους σε ένα discriminant μοντέλο.

Forecasting bank failures and deposit insurance premium

Οι Dar-yeh Hwanc, Chenc F. Lee και K. Thomas Liaw χρησιμοποιούν ένα logistic regression μοντέλο για να υπολογίσουν την πιθανότητα χρεοκοπίας τραπεζών. Αυτή η μελέτη ανάγεται στην σημασία που δίνουν τα ασφαλιστικά ιδρύματα στην πορεία μιας τράπεζας αφού αυτά θα κληθούν για να πληρώσουν τις εκκρεμότητες μιας προς πτώχευσης τράπεζας. Έτσι, με την πρόβλεψη χρεοκοπίας δημιουργείται α) ένα EWS και β) δίνεται μια κατευθυντήρια γραμμή στη διοίκηση της τράπεζας ως προς το ποιός τομέας-δείκτης χρειάζεται διώρθωση ώστε να αποφευχθεί το μοιραίο.

Τραπεζικά στοιχεία εξετάζονται από το 1985ως το 1988 σε δυο δοκιμές του μοντέλου, μια για 48 δείκτες και μία για 18. Το δείγμα κάθε χρόνο έχει διαφορετικό μέγεθος και δεν ακολουθεί την αναλογία χρεοκοπημένων : υγειών ίση με 50% όπως στις περισσότερες μελέτες.

Και στις δυο περιπτώσεις το μοντέλο ανταπεξήλθε ικανοποιητικά όσον αφορά τις ακριβείς προβλέψεις χρεοκοπημένων τραπεζικών ιδρυμάτων και αυτό το κάνει ένα επιτυχημένο EWS. Το δείγμα εκπαίδευσης του logistic regression μοντέλου δείχνει ότι όσο πιο υψηλά είναι το μετοχικό κεφάλαιο, η κερδοφορία και η ρευστοτητα, τόσο πιο λίγες οι πιθανότητες για πτώχευση. Αντίθετα ο δείκτης χρωστούμενων δανείων προς συνολικά περιουσιακά στοιχεία, είναι ο πιο σταθερός δείκτης που συνεισφέρει στις χρεοκοπίες. Οι περισσότεροι άλλοι δείκτες γίνονται περισσότερο ή λιγότερο σημαντικοί με την πάροδο του χρόνου.

Predicting bank failures using a hazard model: the Venezuelan banking crisis

Ο Carlos A. Molina χρησιμοποιεί ένα proportional-hazard μοντέλο με μεταβλητές στο χρόνο συμμεταβλητές για να καθορίσει τους οικονομικούς δείκτες που θα είχαν προβλέψει τις χρεοκοπίες τραπεζών το 1994-1995, στην κρίση του τραπεζικού συστήματος της Βενεζουέλας.

Εισάγοντας δεδομένα από 36 τράπεζες από το β' εξάμηνο του 1987 ως το β' εξάμηνο του 1994. Επιλέχθηκαν 36 τράπεζες από τις 49 υπάρχουσες τότε διότι αποκλείστηκαν ξένες τράπεζες, μικρές κυβερνητικές και αγροτικές τράπεζες με ελλιπή στοιχεία. Επιλέχθηκαν επίσης 13 οικονομικοί δείκτες και αυτοί με δυσκολία αφού το τραπεζικό σύστημα της Βενεζουέλας θεωρείται ότι παρακολουθείται ελλιπώς. Ο ορίζοντας πρόβλεψης χωρίζεται σε τρεις περιόδους που ακολουθούν τα τρία διαφορετικά βήματα της κρίσης.

Τα αποτελέσματα έδειξαν, κατά τον συγγραφέα, ότι το κλειδί της αποφυγής της κρίσης που διέλυσε σχεδόν το μισό τραπεζικό σύστημα, ήταν η ικανότητα μιας τράπεζας να παράγει ασφαλή έσοδα και να υποστηρίξει μια πολιτική διακυβέρνησης χαμηλών ρίσκων. Επίσης το υπό μελέτη μοντέλο ανταπεξήλθε ικανοποιητικά και αρκετά καλά ώστε να μπορέσουμε να παρακολουθήσουμε in vitro την τραπεζική κρίση στη Βενεζουέλα.

An Analytic Network Process model for financial-crisis forecasting

Οι Michael P. Niemira και Thomas L. Saaty, χρησιμοποιούν την Διαδικασία Αναλυτικού Δικτύου (Analytic Network Process ή ANP) για να παράξουν το μαθηματικό υπόβαθρο για το imbalance-crisis turning point μοντέλο τους, το οποίο προβλέπει την πιθανότητα οικονομικής κρίσης μέσω ευριστικών αλγορίθμων. Οι συγγραφείς ισχυρίζονται ότι το υπόβαθρο που χρησιμοποίησαν είναι πιο ευέλικτο και πιο εύκολα κατανοητό από την πλειοψηφία των παραδοσιακών μοντέλων και μεθόδων που υπήρχαν μέχρι τότε.

Γενικώς χρησιμοποιήθηκαν 8 γενικοί δείκτες και ο ορίζοντας πρόβλεψης βρίσκεται στους 6 μήνες πριν την πτώχευση.

Μη θέλοντας να συγκρίνουν το μοντέλο τους με κάποιο αντίστοιχο ή να συγκρίνουν τεχνικές μεταξύ τους, οι συγγραφείς απλα εξέτασαν την ευρωστία του μοντέλου τους υπό το πρίσμα μιας οικονομικής τραπεζικής κρίσης. Ως εκ τούτου, το μοντέλο αυτό βρέθηκε ότι ισχύει για διεθνείς οικονομικές κρίσεις και για το λόγο αυτό δοκιμάστηκε με καλά αποτελέσματα στην τραπεζική κρίση των Ηνωμένων Πολιτειών το 1991.

An Examination of Misclassifications with Bank Failure Prediction Models

Οι Stephen W. Looney, James W. Wansley και William R. Lane μελετάνε τα γραμμικά και τετραγωνικά πολλαπλά discriminant analysis μοντέλα καθώς και τα Cox proportional hazards μοντέλα προβλέποντας αληθείς και ψευδείς κατατάξεις τραπεζών ανάμεσα σε υγιείς και χρεοκοπημένες σε χρονικό ορίζοντα ενός και δύο χρόνων. Ψάχνουν ακόμα να βρουν και τα πιθανά αίτια για την χρεοκοπία ή την επιτυχία μιας τράπεζας. Εξαιτίας των πολιτικών και οικονομικών αλλαγών, πρέπει να δοθεί έμφαση στη συχνή εξέταση των μοντέλων που χρησιμοποιούνται, αφου στις περισσότερες περιπτώσεις υπάρχει κόστος αν παραβλεφθούν Type I ή Type II λάθη. Η μελέτη αυτή εξετάζει επίσης την δημιουργία ενός ικανού EWS.

Ένα σύνολο 303 χρεοκοπημένων τραπεζών αναλύθηκαν με το διετές μοντέλο και 286 με το μοντέλο ενός έτους. Το δείγμα των μη χρεοκοπημένων αποτελούταν από 388 και 377 τρπαέζες αντίστοιχα. Μιας και το θέμα της μελέτης είναι η ακρίβεια κατάταξης και όχι η δημιουργία κάποιου μοντέλου, δεν είναι απαραίτητο να τηρηθεί η αναλογία μεταξύ χρεοκοπημένων και μη ιδρυμάτων στο 50%. 4 δείκτες (CLTL, LODE, TCTA, OEOI) χρησιμοποιήθηκαν για την μελέτη του ενός χρόνου και 7 (CLTL, LODE, TCTA, OEOI, MSTA, LOTA, NITC) για την διετή μελέτη. Αναλυτικότερα εμφανίζονται παρακάτω:

- CLTL: log (commercial and industrial loans/total loans)
- LODE: total loans/total deposits
- TCTA: log (total capital/total assets)
- OEOI: log (total operating expense/total operating income)
- MSTA: log (municipal securities/total assets)
- LOTA: total loans/total assets
- NITC: net income/total capital

Παρατηρήθηκε ότι συνήθως οι χρεοκοπημένες τράπεζες έχουν μικρό μέγεθος καθώς επίσης και ότι οι αιτίες της χρεοκοπίας εντοπίζονται στα πολλά δάνεια, τα χαμηλά ποσοστά κερδοφορίας και το υψηλό κόστος λειτουργίας τους. Οσον αφορά τις εσφαλμένες κατηγοριοποιήσεις-προβλέψεις, το MDA μοντέλο έχει μεγαλύτερα Type I λάθη από το μοντέλο του Cox, όμως και τα δυο μοντέλα έχουν χαμηλά ποσοστά ακριβών προβλέψεων. Στα Type II λάθη, τα οποία και είναι λιγότερο κατανοήσιμα, το MDA βελτιωνόταν όσο φτάναμε στην χρονιά της χρεοκοπίας ενώ το μοντέλο του Cox δεν παρουσίαζε αισθητή βελτίωση. Το ίδιο συνέβη και στο συνολικό λάθος και για τα δυο μοντέλα. Ακολούθησε δηλαδή το πρότυπο του Type II λάθους. Τέλος παρατηρήθηκε ότι οι λάθος κατηγοριοποιημένες χρεοκοπημένες τράπεζες είχαν χαμηλότερους δείκτες CLTL και OEOI, ενώ οι λάθος κατηγοριοποιημένες υγιείς τράπεζες είχαν την τάση να παρουσιάζουν υψηλότερες τιμές στους CLTL και LODE δείκτες, καθώς και κατώτερες τιμές στον TCTA.

How good is the market at assessing bank fragility? A horse race between different indicators

Οι Paola Bongini, Luc Laeven και Giovanni Majnoni εξερευνούν για ιδιωτικές τράπεζες ενεργές στην ανατολική Ασία και κατά τα έτη 1996–1998, την απόδοση τριών ομάδων δεικτών ευαισθησίας τραπεζών, οι οποίοι μπορούν να εξαχθούν από πληροφορίες ανοιχτές στο κοινό:

a. Λογιστικά δεδομένα
b. Τιμές μετοχών
c. Εκτιμήσεις πιστώσεων

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 246 οικονομικά ιδρύματα από τις 4 χώρες που υπέστησαν την οικονομική κρίση στην ανατολική Ασία: Ινδονησία, Κορέα, Μαλαισία και Ταιλάνδη.

Χρησιμοποιώντας ένα logit regression μοντέλο με δεδομένα από τράπεζες της ανατολικής Ασίας οι συγγραφείς διαπίστωσαν πως οι ομάδες αυτές δεικτών δεν μπορούν να προσδιορίσουν με ακρίβεια το πότε και σε πόσο διάστημα μια τράπεζα θα χρεοκοπήσει και ότι έχουν λίγα κοινά μεταξύ τους. Ως εκ τούτου δεν είναι δυνατόν να εξαχθούν ασφαλή αποτελέσματα μονο από μια ομάδα δεικτών και γι αυτό το λόγο καλό είναι να χρησιμοποιείται ποικιλία δεικτών για ασφαλέστερα και πιο ακριβή αποτελέσματα.

Efficiency analysis of cross-region bank branches using fuzzy data envelopment analysis

Οι Desheng (Dash) Wu, Zijiang Yang και Liang Liang εισάγουν την ασαφή λογική (fuzzy logic) στο μοντέλο του data envelopment analysis (DEA) για να ασχοληθούν με τις περιβαλοντικές γενικευμένες μεταβλητές έτσι ώστε να αξιολογήσουν την απόδοση των ποκαταστημάτων μιας τράπεζας σε διάφορες περιοχές. Τα αποτελέσματα του μοντέλου συγκρίνονται με ένα παραδοσιακό DEA analysis μοντέλο.

Τα δεδομένα προέρχονται από 808 υποκαταστήματα τραπεζών στον Καναδά και πιο συγκεκριμένα από τις επαρχίες του Οντάριο, του Κεμπέκ και της Αλμπέρτας. Βρίσκονται δε υπό τη μορφή γενικευμένων οικονομικών δεικτών.

Τα αποτελέσματα έδειξαν το αναμενόμενο, ότι δηλαδή τα υποκαταστήματα εδραζόμενα στο Οντάριο είχαν υψηλότερο δείκτη αποτελεσματικότητας έναντι των άλλων αφού η επαρχία του Οντάριο είναι πιο πυκνοκατοικημένη και οι μισθοί καθώς και η οικονομία της επαρχίας είναι καλύτεροι από τις άλλες δύο επαρχίες. Το μοντέλο αυτό μπορεί λοιπόν να χρησιμοποιηθεί για την περεταίρω μελέτη χρεοκοπίας καθώς και για την αξιολόγηση-κατηγοριοποίηση τραπεζών. Οι συγγραφείς προτείνουν τέλος την περεταίρω μελέτη των DEA μοντέλων.

Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results

Ο Amir F. Atiya στο άρθρο του κάνει μια ανασκόπηση στις μεθόδους πρόληψης χρεοκοπίας μιας τράπεζας. Στη συνέχεια δίνοντας έμφαση στα νευρωνικά δίκτυα προσπαθεί να βελτιώσει το ήδη υπάρχον και γνωστό μοντέλο Merton, εισάγοντας καινοτόμους για την εποχή του (2001) δείκτες.

Αναλυτικότερα, ο Atiya θέλοντας να δει πόσο αξιόπιστα είναι τα στοιχεία που συνάγονται από το μετοχικό κεφάλαιο ενός χρηματοπιστωτικού ιδρύματος (και θεωρώντας τα στοιχεία αυτά ως ένα σημαντικό προειδοποιητικό σήμα), καταφεύγει στη χρήση δυο τρόπων αξιολόγησης. Έναν με συμβατικούς οικονομικούς δείκτες που φαίνονται παρακάτω,

1) book value/total assets BV/TA
2) cash flow/total assets CF/TA
3) rate of change of cash flow per share ROC(CF)
4) gross operating income/total assets GOI/TA
5) return on assets ROA.

και έναν ακόμα τρόπο αξιολόγησης με δείκτες συμβατικούς και μετοχικούς παράλληλα:

1) book value/total assets BV/TA
2) cash flow/total assets CF/TA
3) price/cash flow ratio P/CF
4) rate of change of stock price ROC(P)
5) rate of change of cash flow per share ROC(CF)
6) stock price volatility VOL

Τα δεδομένα του μοντέλου που χρησιμοποιήθηκαν πάρθηκαν από 716 υγιή και 195 χρεοκοπημένα ιδρύματα, για μια περίοδο από 1 ως 36 μήνες πριν την χρεοκοπία.
Τέλος, ο ορίζοντας πρόβλεψης του μοντέλου που χρησιμοποιείται είναι τρία χρόνια.

Τα αποτελέσματα δικαιώνουν την μελέτη του προβλήματος με συνδυασμό μετοχικών και οικονομικών δεικτών, αφού στα out of sample δείγματα, αυτός ο τρόπος προσέγγισης είχε 4% καλύτερα αποτελέσματα κατάταξης (81,46% έναντι 85,5%).

Bankruptcy prediction using neural networks

Οι Rick L. Wilson και Ramesh Sharda εξετάζουν ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων έναντι ενός discriminant analysis με σκοπό την επίδοσή τους σε προβλέψεις χρεοκοπίας επιχειρήσεων.

Οι δείκτες που χρησιμοποιούνται είναι οι ίδιοι που επέλεξε ο Altman στο μοντέλο του, προκειμένου η σύγκριση να είναι πιο ακριβής. Ειδικότερα οι δείκτες ήταν:

X1: Working Capital/Total Assets
X2: Retained Earnings/Total Assets
X3: Earnings before Interest and Taxes/Total Assets
X4: Market Value of Equity/Total Debt
X5: Sales/Total Assets

Το δείγμα που χρησιμοποιήθηκε ήταν 129 επιχειρήσεις από το 1975 ως το 1982, 65 εκ των οποίων χρεοκόπησαν στο διάστημα αυτό. Ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης δε, ήταν ενός χρόνου.

Τα αποτελέσματα της έρευνας διέφεραν όσο το ποσοστό χρεοκοπημένων/υγειών επιχειρήσεων άλλαζε κατά την διαδικασία εκπαίδευσης των μοντέλων, πάντα όμως το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων υπερείχε του discriminant analysis κατά 4-5% επί των σωστών κατηγοριοποιήσεων-προβλέψεων.

Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures

Στο άρθρο του ο Timothy B. Bell συγκρίνει ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων έναντι ενός μοντέλου logit στην προσπάθειά του να προβλέψει πιθανή χρεοκοπία εμπορικών τραπεζών.

Το δείγμα του διασπάστηκε σε δυο χρονιές. Έτσι για το 1985 χρησιμοποιήθηκαν 102 χρεοκοπημένες ομοσπονδιακές τράπεζες και 906 υγιείς ενώ για το 1986, 131 χρεοκοπημένες και 928 υγιείς.

Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν ανάμεσα σε μια ομάδα 28 δεικτών που αντικειμενικά σύμφωνα με μα ομοσπονδιακή οργάνωση επηρέαζαν τις επιδόσεις μιας τράπεζας (μέγεθος τράπεζας, δάνεια, επιχειρησιακή ετοιμότητα και άλλα).

Τα αποτελέσματα της σύγκρισης έδειξαν ότι τουλάχιστον στον τραπεζικό τομέα και τα δυο μοντέλα πραγματοποιούν πολύ αξιόπιστες προβλέψεις για τα δεδομένα που τους δόθηκαν, χωρίς το ένα να υπερέχει του άλλου, ακόμα και στους τομείς των Type I και Type II λαθών. Ο συγγραφέας συμπεραίνει όμως ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι γενικά καλύτερα σε πιο περίπλοκα και μη γραμμικά προβλήματα αλλά κατά πως φαίνεται οι τραπεζικές προβλέψεις ακολουθούν ένα σχετικά γραμμικό πρότυπο το οποίο μπορεί πολύ καλά να αναπαράγει και το logit μοντέλο.

Hybrid neural network models for bankruptcy predictions

Οι Kun Chang Lee, Ingoo Hart, Youngsig Kwon ανέπτυξαν κάποια υβριδικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη χρεοκοπίας επιχειρήσεων. Πιο συγκεκριμένα, ξέροντας ότι τα νευρωνικά δίκτυα υπερέχουν έναντι των στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης, οι συγγραφείς προσπάθησαν να χτίσουν κάποια υβριδικά νευρωνικά ώστε να παραχθούν ακόμα πιο ακριβή αποτελέσματα. Έτσι προτείνουν στο άρθρο τους τα εξής μοντέλα προς μελέτη και σύγκριση:

(1) MDA-assisted neural network
(2) ID3-assisted neural network
(3) SOFM (self organizing feature map)-assisted neural network

Τα δεδομένα του προβλήματος προέρχονται από 83 χρεοκοπημένες επιχειρήσεις στην Κορέα από το 1979 έως το 1992. Το νούμερο των οικονομικών δεικτών που χρησιμοποιήθηκαν ανέρχεται σε 57 ενώ και εδώ τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα επαλήθευσης των μοντέλων (in sample-out of sample δεδομένα).

Έπειτα από την εκπαίδευση και χρήση των μοντέλων, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το SOFM υπερείχε γενικά έναντι των υπολοίπων είτε με τη μορφή SOFM(MDA) είτε ως SOFM(ID3) οδηγώντας μας στο συμπέρασμα ότι τα υβριδικά μοντέλα πρόβλεψης γενικά υπερέχουν έναντι των απλών MDA ή ID3.

Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction

Οι Z. R. Yang, Marjorie B. Platt και Harlan D. Platt εισήγαγαν ένα νέου είδους μοντέλο νευρωνικών δικτύων, ονομαζόμενο ως probabilistic, για να εξαλείψουν τις δυσκολίες και να βελτιώσουν τις προβλέψεις των ήδη υπαρχόντων back-propagation νευρωνικών μοντέλων. Σκοπός της εργασίας τους είναι να συγκρίνουν τα discriminant analysis μοντέλα με διάφορους τύπους νευρωνικών δικτύων έτσι ώστε να καθορίσουν ποια προσέγγιση θεωρείται καλύτερη στον τομέα της πρόβλεψης χρεοκοπίας επιχειρήσεων.

Χρησιμοποιώντας δεδομένα από την βιομηχανία πετρελαίου και αερίου των Ηνωμένων Πολιτειών, έχουν στην διάθεσή τους στοιχεία από 122 εταιρίες από το 1984 έως το 1989. Πέντε δείκτες χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία των δεδομένων:

(1) Net cash flow to total assets,
(2) total debt to total assets, exploration expenses to total reserves
(3) current liabilities to total debt
(4) the trend in total reserves calculated as
change in total reserves (year 1 to year 2) to change in total reserves (year 2 to year 3)

Τα δεδομένα χωρίζονται σε τρεις ομάδες. Μια με τα δεδομένα εκπαίδευσης, η δεύτερη με δεδομένα επαλήθευσης και η τρίτη με δεδομένα για να δοκιμάσουμε την αποτελεσματικότητα του μοντέλου.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το probabilistic νευρωνικό και το back-propagation μοντέλο υπερείχαν σε σωστές προβλέψεις του discriminant analysis με deflated δεδομένα ενώ γενικότερα το discriminant analysis υπερείχε σε non deflated δεδομένα. Σύμφωνα με τους συγγραφείς όμως καλύτερα αποτελέσματα έχουμε χρησιμοποιώντας deflated δεδομένα. Τέλος προσοχή θα πρέπει να δίνεται στα Type II λάθη αφού αυτά αλλοιώνουν κατά πολύ τις σωστές εκτιμήσεις μας κατά την πρόβλεψη χρεοκοπίας.

Bankruptcy Prediction Using Case-Based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis

Οι Hongyu Jo, Ingoo Han και Hoonyoung Lee προσέγγισαν το πρόβλημα της πρόβλεψης χρεοκοπίας επιχειρήσεων με τρία μοντέλα τα οποία και συγκρίνουν μεταξύ τους. Ένα Multivariate discriminant analysis (DA), ένα case-based forecasting (CBFS) και τέλος ένα νευρωνικό δίκτυο (NN) για να προβλέψουν κορεατικές επιχειρήσεις που οδεύουν ή όχι στην χρεοκοπία.

Το δείγμα τους περιείχε 271 μεσαίες κορεατικές επιχειρήσεις που πτώχευσαν κατά το διάστημα 1991-1993 και άλλες τόσες υγιείς επιχειρήσεις στο ίδιο διάστημα. Ο αριθμός των δεικτών που χρησιμοποιήθηκε ανέρχεται σε 20 για να αποφύγουμε την αλληλεξάρτηση τους. Τα δεδομένα επίσης χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης του συστήματος και δεδομένα αξιολόγησής του.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ο μέσος όρος σωστών προβλέψεων των μοντέλων ήταν για τα νευρωνικά 83.7%, για το CBFS 81.52% και για το DA μοντέλο 82.22%. Παρατηρείται γενικά ότι τα νευρωνικά δίκτυα υπερείχαν ξεκάθαρα έναντι των δυο άλλων μοντέλων, τα υπόλοιπα δύο όμως δεν είχαν ουσιώδεις διαφορές μεταξύ τους ως προς την ακρίβειά πρόβλεψης.

Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction

Ο Ignacio Olmeda και ο Eugenio Fernandez παρουσιάζουν κάποια μοντέλα για την πρόβλεψη χρεοκοπίας τραπεζών με σκοπό να δείξουν ότι ένα υβριδικό μοντέλο στο οποίο εμπεριέχονται πάνω του ενός από τις κλασικές μεθόδους (νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί, descriminant, logit και άλλοι αλγόριθμοι) δίνει περισσότερη ευελιξία και μεγαλύτερη ακρίβεια αποτελεσμάτων από ότι ένα μοντέλο μίας μεθόδου. Από το 1977 ως το 1985 κρίση επικρατούσε στις Ισπανικές τράπεζες επηρεάζοντας το 52% από τις 110 τότε υπάρχουσες. Δείγμα των συγγραφέων ήταν 66 από τις τότε κυριότερες τράπεζες. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής:

(1) current assets/total assets
(2) current assets – cash/total assets
(3) current assets/loans
(4) reserves/loans
(5) net income/total assets
(6) net income/total equity capital
(7) net income/loans
(8) cost of sales/sales
(9) cash flow/loans

Το δείγμα χωρίστηκε σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα επαλήθευσης. Αρχικά έγινε μια σύγκριση στις μεμονωμένες μεθόδους όπου επικράτησαν τα μοντέλα logit και νευρωνικών δικτύων. Στη συνέχεια όμως τα αποτελέσματα μοντέλων που περιείχαν άνω του ενός μοντέλου ξεπέρασαν σε απόδοση τα απλά προηγούμενα μοντέλα. Οι συγγραφείς καταλήγουν στο ότι τα νευρωνικά μόνα τους δεν είναι η βέλτιστη λύση και προτείνουν την χρησιμοποίησή τους σε συνδυασμό και με άλλες μεθόδους.

Neural network prediction analysis: The bankruptcy case

Οι Moshe Leshno και Yishay Spector αναγνωρίζοντας την αξία των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη χρεοκοπίας επιχειρήσεων αναλύουν διάφορα μοντέλα νευρωνικών δικτύων με σκοπό να αξιολογήσουν την συμπεριφορά τους.

Τα δεδομένα για την εργασία αυτή πάρθηκαν από 88 αμερικάνικες επιχειρήσεις, οι 44 εκ των οποίων χρεοκόπησαν στο διάστημα 1984 έως 1988. Αρχικά είχαν επιλεχτεί 70 οικονομικοί παράμετροι και δείκτες οι οποίοι όμως μειώθηκαν σε 41 για χάρη ευκολίας. Ως χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης ορίστηκαν τα δυο χρόνια πριν την χρεοκοπία της επιχείρησης. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε τρεις ομάδες:

- δεδομένα εκπαίδευσης
- δεδομένα επαλήθευσης και
- δεδομένα αξιολόγησης του μοντέλου

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι συγκρινόμενα με το μοντέλο discriminant analysis, τα νευρωνικά υπερείχαν σε ακρίβεια αποτελεσμάτων στις περισσότερες των περιπτώσεων, οφείλουν όμως οι συγγραφείς να παραδεχτούν ότι η ακρίβεια των αποτελεσμάτων επηρεάζεται άμεσα και από τον αριθμό του δείγματος που στην περίπτωση αυτή θεωρήθηκε μικρός (μόνο 88 περιπτώσεις).

Predicting bank performance with financial forecasts: A case of Taiwan commercial banks

Οι Chiang Kao και Shiang-Tai Liu προσεγγίζουν το πρόβλεψης χρεοκοπίας τραπεζικών ιδρυμάτων μέσα από ένα DEA (Data envelopment analysis) μοντέλο. Το μοντέλο αυτό προβλέπει με δυο κατώφλια προσέγγισης την πορεία της τράπεζας το επόμενο χρόνο: ένα απαισιόδοξο σενάριο και ένα αισιόδοξο.

Τα δεδομένα του μοντέλου που χρησιμοποιήθηκαν, προήλθαν από 24 τράπεζες της Taiwan, καθώς ζητήθηκε μέσω ερωτηματολογίων η πρόβλεψη των διευθυντών τους για τον επόμενο χρόνο. Αυτομάτως λοιπόν και ο ορίζοντας πρόβλεψης ορίστηκε στον ένα χρόνο. Αρκετοί δείκτες χρησιμοποιήθηκαν και συγκεκριμένα οι δημοφιλείς:

- (net worth)/(total assets)
- (total operating income)/(total assets)
- (net income)/(total assets)
- (current assets)/(current liabilities).

Τα αποτελέσματα του DEA κρίθηκαν ικανοποιητικά, αφού μπόρεσαν να προβλέψουν σε μεγάλο βαθμό τις πραγματικές δηλώσεις των διευθυντών τραπεζών όταν αυτές έγιναν ένα χρόνο μετά, γεγονός το οποίο μας οδηγεί στην ανακάλυψη ενός ακόμα μοντέλου πρόβλεψης χρεοκοπίας τραπεζικών ιδρυμάτων.

Integration of Case-Based Forecasting, Neural Network, and Discriminant Analysis for Bankruptcy Prediction

Οι Hongkyu Jo και Ingoo Han θέλοντας να συνεισφέρουν στο πρόβλημα της πρόβλεψης χρεοκοπίας, μελέτησαν ένα νέο υβριδικό για την εποχή μοντέλο πρόβλεψης αντιπαραθέτοντας το με ένα στατιστικό μοντέλο discriminant analysis (DA) και δύο μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης, ένα νευρωνικό δίκτυο (NN) και ένα case-based forecasting (CBFS).

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν από διάφορες επιχειρήσεις στην Κορέα, τις χρονιές 1991 ως 1993. Ίσος αριθμός χρεοκοπημένων και μη επιχειρήσεων χρειάστηκαν, οπότε το δείγμα ανερχόταν σε 542 επιχειρήσεις. Αυτές τέλος χωρίστηκαν σε τρία τμήματα: δεδομένα εκπαίδευσης, δεδομένα επαλήθευσης και δεδομένα γενίκευσης του προβλήματος. Οι μεταβλητές-δείκτες που χρησιμοποίησαν οι συγγραφείς περιορίστηκαν σε 20 χάριν ευκολίας και εξαιτίας του γεγονότος ότι δεν υπάρχει κάποια δεδομένη θεωρία στον τομέα των μεταβλητών.

Τα αποτελέσματα της εργασίας έδειξαν ότι το νευρωνικό δίκτυο υπερείχε έναντι των άλλων μεμονωμένων μεθόδων.

Όμως οι συγγραφείς συνέχισαν με ένα υβριδικό μοντέλο, εισάγοντας τα παραπάνω δεδομένα καθώς και ένα νέο τέταρτο σύνολο δεδομένων που προήρθε από τις προβλέψεις των μεμονωμένων μοντέλων. Το νέο αυτό μοντέλο μας πρόσφερε πιο ακριβείς προβλέψεις, μειώνοντας το ποσοστό λάθος καταχωρήσεων και οδηγώντας μας στο συμπέρασμα ότι μοντέλα που συνδυάζουν διαφορετικές μεθοδολογίες πρόβλεψης λειτουργούν καλύτερα.

Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case

Οι Serpil Canbas, Altan Cabuk και Suleyman Bilgin Kilic προτείνουν ένα integrated early warning system (IEWS) για να προλάβουν πιθανές αστοχίες στη λειτουργία εμπορικών τραπεζών. Το μοντέλο αυτό εμπεριέχει άλλα γνωστά στατιστικά μοντέλα και γενετικών αλγορίθμων όπως το discriminant analysis, το logit και το probit.

Τα δεδομένα της εργασίας προέρχονται από 40 ιδιωτικές τράπεζες στην Τουρκία, 21 εκ των οποίων χρεοκόπησαν κατά το διάστημα 1997 έως 2003. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ανέρχονται στον αριθμό των 49 και για τις χρεοκοπημένες και για τις υγιείς τράπεζες. Ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης ορίστηκε στα 1-3 χρόνια πριν την χρεοκοπία. Από τους 49 δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν επιλέχτηκαν τελικά 12 οι οποίοι μπορούν να εξάγουν ασφαλή συμπεράσματα για την υγεία μιας τράπεζας ένα χρόνο πριν. Χρησιμοποιήθηκαν όμως και για προβλέψεις 2 και 3 χρόνια μπροστά.

Τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής δείχνουν ότι δημιουργήθηκε ένα αρκετά πετυχημένο σύστημα έγκαιρης αναγνώρισης κινδύνου χρεοκοπίας για τις τουρκικές τράπεζες, βασιζόμενο στα παραπάνω μοντέλα πρόβλεψης, logit, probit και discriminant analysis, το οποίο μπορεί να βοηθήσει μέσω της πρόβλεψης στην μείωση του κόστους ανοικοδόμησης μιας τράπεζας μετά την χρεοκοπία.

Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis

Οι Anja Cielen, Ludo Peeters και Koen Vanhoof προσεγγίζουν την πρόβλεψη πτώχευσης από την πλευρά των πιστωτικών ιδρυμάτων και των πελατών τους. Ένα μοντέλο πρόβλεψης και κατηγοριοποίησης της επιχείρησης που ζητάει δάνειο πρέπει να δημιουργηθεί, προκειμένου να μειώσει το πιστωτικό ίδρυμα τον κίνδυνο λάθος εκτίμησης των δυνατοτήτων των πελατών του.

Έτσι χρησιμοποιούνται εδώ δύο μοντέλα, ένα γραμμικού προγραμματισμού (LP) και ένα data envelopment μοντέλο (DEA) τα οποία κατηγοριοποιούν τους πιθανούς πελάτες σε αξιόπιστους ή μη.

Τα δεδομένα προέρχονται από διάφορες βελγικές επιχειρήσεις οι οποίες χρεοκόπησαν ή όχι κατά το διάστημα 1994 έως 1996. Τελικά έχουμε 367 αναφορές εκ των οποίων οι 90 έχουν χρεοκοπήσει. Ως μεταβλητές, οι παρακάτω 11 δείκτες χρησιμοποιήθηκαν:

Ratio	**Compound**
Equity ratio	Equity/total assets
Retained earnings/total assets	Retained earnings/total assets
Expired taxes	Tax and social security charges/short term debt
Cash ratio	Cash/restricted current assets
Inventories	Work in progress, finished goods and contracts in progress/current assets
Financial debt-ratio	Amounts payable within one year at credit institutions/short term debt
Gross return	Operating cash flow before taxes/total assets
Coverage of debt	Cash flow before dividends/total debts
Net return	Operating profit/loss after depreciation before financial charges and taxes/total assets
Current ratio	Current assets/short term debts
Quick ratio	Amounts receivable within one year + investments + cash/amounts payable within one year
Leverage or debt ratio	External liabilities/total assets

Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι το LP μοντέλο είναι πιο εύχρηστο και πιο κατανοητό στην χρήστη, όμως το μοντέλο DEA αν και πιο περίπλοκο και λίγο περισσότερο εξειδικευμένο, δίνει καλύτερα αποτελέσματα, με μικρότερο ποσοστό Type I και Type II λαθών, τα οποία κοστίζουν στα πιστωτικά ιδρύματα. Τέλος, σύμφωνα με τους συγγραφείς, πιθανό υβριδικό μοντέλο ίσως βελτιστοποιούσε τα αποτελέσματα.

A factor-analytic approach to bank condition

Ο Robert Craig West προσπαθεί να δημιουργήσει ένα σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης (EWS) για τον τραπεζικό τομέα. Τα μοντέλα που ερευνάει ο συγγραφέας είναι το μοντέλο με factor analysis και ένα ακόμα με εκτιμήσεις logit.

Τα δεδομένα προέρχονται από 9 πολιτείες των Ηνωμένων Πολιτειών και αριθμούν περί τα 1900 τραπεζικά ιδρύματα. Τα δείγματα χρονολογούνται από το 1980 ως το 1982 και έχουν διάφορα μεγέθη, από μητροπολιτικές τράπεζες μέχρι μικρές σε αγροτικές περιοχές. Οπότε και ο χρονικός ορίζοντας της μελέτης είναι τα δυο χρόνια.

Δεκαεννιά δείκτες χρησιμοποιήθηκαν για την εξέταση των δεδομένων:

(I) AGL	(Loans to finance agricultural production and other loans to farmers plus real estate loans secured by farmland)/total loans
(2) COML	Commercial and industrial loans / total loans
(3) CONSL	Loans to individuals for household, family, and other personal expenditure / total loans
(4) HSLN	Real estate loans secured by 1-4 family residential properties / total loans
(5) COMREL	Real estate loans secured by non-farm non-residential properties / total loans
(6) TMDEP	Total time and savings deposits / total deposits
(7) PURMON	(Certificates of deposit over $100,000 plus federal funds purchased and securities sold under agreements to repurchase) / total assets
(8) LIQASST	(Cash plus U.S. Treasury securities plus federal funds sold and securities purchased under agreements to resell) / total assets
(9) LNASST	Total loans / total assets
(10) LNCAPR	Total loans / (equity capital plus reserve for possible loan losses)
(11) EQCAPR	Equity capital / total assets
(12) DEPINT	Total interest paid on deposits / total deposits
(13) EXPRAT	Total operating expenses / total assets
(14) TASST	Total assets
(15) PROFIT	Net income / equity capital
(16) NTNCMR	Net income / total assets
(17) CSUBST	Substandard loans / total capital
(18) CDOUBT	Doubtful loans / total capital
(19) CLOSS	Loans believed to be uncollectible / total capital

Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι ένα EWS είναι δυνατόν να δημιουργηθεί, συγχωνεύοντας τα δυο παραπάνω μοντέλα πρόβλεψης το οποίο μάλιστα εκτός της αποτελεσματικότητά του, δικαιώνει και την χρήση των γνωστών μεταβλητών CAMEL στην τότε μελέτη των τραπεζικών ιδρυμάτων.

Threshold Accepting trained Principal Component Neural Network and Feature Subset Selection: Application to Bankruptcy Prediction in Banks

Ο V. Ravi και ο C. Pramodh πραγματεύονται τη χρήση μιας εξελιγμένης μορφής μοντέλου νευρωνικών δικτύων, στο οποίο τη θέση του back-propagation νευρωνικού δικτύου, εισάγονται το αλγοριθμικό μοντέλο principal component analysis (PCA) σε συνδυασμό πάλι με νευρωνικό καθώς και κάποιοι Threshold accepting (TA based) αλγόριθμοι. Το υβριδικό αυτό μοντέλο βρήκε τη χρήση του σε πολλούς τομείς του σύγχρονου ερευνητικού φάσματος.

Για τη μελέτη του υβριδικού αυτού μοντέλου, οι συγγραφείς πήραν δυο περιπτώσεις. Στην πρώτη περίπτωση επιλέχτηκαν 66 Ισπανικές τράπεζες με 9 δείκτες-μεταβλητές, ενώ στην δεύτερη επιλέχτηκαν 40 τουρκικές τράπεζες με 12 δείκτες έκαστη.

Και στις δυο περιπτώσεις το υβριδικό αυτό μοντέλο έκανε καλά τη δουλειά του, με σωστές κατηγοριοποιήσεις σε ποσοστά πάντα μεγαλύτερα του 90% και συγκρινόμενο με διάφορα άλλα υβριδικά μοντέλα με βάση πάντα τα νευρωνικά δίκτυα, αξιολογήθηκε ως ικανό εργαλείο πρόβλεψης χρεοκοπίας πιστωτικών ιδρυμάτων.

Neural Networks and Genetic Algorithms for Bankruptcy Predictions

Οι Barbro Back, Telia Laitinen και Kaisa Sere εξετάζουν την χρήση τριών μοντέλων πρόβλεψης χρεοκοπίας, ενός discriminant analysis, ενός logit μοντέλου και ενός μοντέλου γενετικών αλγορίθμων για να εξετάσουν ποιο υπερέχει σε ακρίβεια και αποτελεσματικότητα καθώς και να εξετάσουν το βαθμό στον οποίο τα μοντέλα αυτά πλησιάζουν τα νευρωνικά δίκτυα σε απόδοση.

Τα δεδομένα μας προέρχονται από 74 μικρομεσαίες επιχειρήσεις στη Φιλανδία, 50% των οποίων χρεοκόπησαν κατά το διάστημα που μελετάμε, από το 1986 δηλαδή ως το 1989. Αυτομάτως ο ορίζοντας πρόβλεψης ορίζεται στα 1-3 χρόνια. Να σημειωθεί ότι το δείγμα περιέχει κυρίως μικρομεσαίες επιχειρήσεις αφού στο μελετώμενο διάστημα μόνο 3 μεγάλες επιχειρήσεις κήρυξαν πτώχευση στην Φιλανδία. Τριάντα ένας δείκτες επιλέχτηκαν για τη μελέτη αυτή.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι στον ένα χρόνο πριν την χρεοκοπία, τα νευρωνικά σε συνεργασία με το μοντέλο DA ή logit υπερέχουν έναντι οποιουδήποτε άλλου. Το ίδιο όμως δεν συμβαίνει αν θέλουμε νωρίτερα πρόβλεψη στα 2 ή 3 χρόνια, αφού τα μοντέλα logit και DA υπερέχουν σε ακρίβεια αποτελεσμάτων.

Το πιο σημαντικό όμως αποτέλεσμα της μελέτης είναι ότι αν χρησιμοποιήσουμε γενετικό αλγόριθμο για να επιλέξουμε τους δείκτες που θα επεξεργαστούμε σε ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων, αυτός ο συνδυασμός υπερέχει σε αποτελεσματικότητα των προηγούμενων μοντέλων καθ όλο τον ορίζοντα πρόβλεψης (1-3 χρόνια).

A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modelling

Οι Kyung-Shik Shin και Yong-Joo Lee εισάγουν ένα μοντέλο γενετικών αλγορίθμων στη λύση του προβλήματος της πρόβλεψης χρεοκοπίας επιχειρήσεων. Σύμφωνα με τους συγγραφείς τα νευρωνικά δίκτυα είναι αρκετά περίπλοκα, απαιτούν μεγάλη υπολογιστική δύναμη και δεν είναι τόσο κατανοητά ως προς τον χρήστη. Για το λόγο αυτό εξετάζουν τη συμπεριφορά των γενετικών αλγόριθμων στον τομέα αυτό.

Παίρνουν λοιπόν ως δείγμα τους 528 κατασκευαστικές επιχειρήσεις από το 1995 ως το 1997, οι 264 εκ των οποίων χρεοκόπησαν. Αρχικά χρησιμοποιήθηκαν 55 δείκτες, στη συνέχεια όμως κατέληξαν στην χρήση 9 χάριν ευκολίας. Το δείγμα χωρίστηκε σε δύο τμήματα. Ένα για εκπαίδευση του μοντέλου και ένα για επαλήθευση των αποτελεσμάτων, σε αναλογία 90% και 10% αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης που θεωρήθηκε ήταν τα δύο χρόνια.

Τα αποτελέσματα του μοντέλου που χρησιμοποίησαν οι συγγραφείς ήταν 80,08% ακριβή, ποσοστό όμως που μπορεί σίγουρα να βελτιωθεί με τη χρήση περισσότερων και πιο προσαρμοσμένων κανόνων πάνω στους γενετικούς αλγόριθμους που μελετάνε την πτώχευση επιχειρήσεων. Τονίζεται δε ότι αυτή ήταν μια πρώτη προσέγγιση στο πρόβλημα.

Evaluation of rating systems

Οι Andreas Oelerich και Thorsten Poddig θέλησαν να αξιολογήσουν τις διάφορες ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης κατάταξης επιχειρήσεων σε υγιείς και μη. Χρησιμοποίησαν για το σκοπό αυτό μία μεθοδολογία βασισμένη στην προσομοίωση Monte-Carlo. Η εφαρμογή της μεθοδολογίας γίνεται πάνω στο γνωστό logistic regression μοντέλο, τονίζεται όμως ότι μπορεί να εφαρμοστεί και στα υπόλοιπα γνωστά μοντέλα προβλέψεων όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τους γενετικούς αλγόριθμους, τα μοντέλα ασαφής λογικής και άλλα.

Τα δεδομένα είναι τεχνητά από μη υπαρκτές επιχειρήσεις και το δείγμα άλλαζε μεγέθη προκειμένου να διαπιστωθεί κατά πόσο αλλάζουν τα αποτελέσματα του εξεταζόμενου μοντέλου σε σχέση με το μέγεθος του δείγματος. Ακόμη, το δείγμα σε κάθε περίπτωση περιείχε 50% υγιείς επιχειρήσεις και 50% προς χρεοκοπία.

Σύμφωνα με τους συγγραφείς στη βιβλιογραφία, ένα μοντέλο θεωρείται αποτελεσματικό αν τα αποτελέσματα της σωστής κατάταξης των επιχειρήσεων κυμαίνονται στο 75%. Σημαντικό βαθμό στην αποτελεσματικότητα παίζει επίσης και η απλότητα ή μη του μοντέλου όπως και το μέγεθος του δείγματος. Στην περίπτωση όμως αυτή τα αποτελέσματα ήταν κάτω του 75% σε κάθε δοκιμή, παρόλο που το μοντέλο θεωρείται απλό κατά γενική ομολογία.

Για να λυθεί το πρόβλημα αυτό εφάρμοσαν την μέθοδο bootstrap στο logistic regression μοντέλο και επανέλαβαν την διαδικασία. Τα αποτελέσματα ήταν σαφώς ανώτερα του προηγούμενου πειράματος και γίνονταν καλύτερα όσο μεγαλύτερο γινόταν το δείγμα. Τέλος οι συγγραφείς προτείνουν την εφαρμογή του μοντέλου αξιολόγησης συστημάτων με πραγματικά δεδομένα στο μέλλον.

Financial performance analysis of Ontario (Canada) Credit Unions: An application of DEA in the regulatory environment

Οι Peter Pille και Joseph C. Paradi αναλύουν τέσσερα data envelopment analysis (DEA) μοντέλα και τα συγκρίνουν με άλλους δύο τρόπους αξιολόγησης τραπεζών (ένας εκ των οποίων κρατικός) προκειμένου να εντοπίσουν τυχόν αδυναμίες ή τυχόν χρεοκοπίες σε τράπεζες στο Οντάριο του Καναδά.

Τα δεδομένα προέρχονται από τράπεζες στην περιοχή του Οντάριο και ο ορίζοντας πρόβλεψης-μελέτης είναι από 1 ως 5 χρόνια, αφού μελετήθηκε η περίοδος 1991-1996. Να σημειωθεί ότι στο δείγμα περιέχεται μικρός αριθμός χρεοκοπημένων τραπεζικών ιδρυμάτων.

Τα αποτελέσματα γενικώς βελτιώνονταν κατά πολύ καθώς πλησιάζαμε στο ένα έτος πριν την χρεοκοπία σε όλα τα εξεταζόμενα μοντέλα. Οφείλουμε να παρατηρήσουμε ότι τα αποτελέσματα σε όλα τα μοντέλα ήταν ικανοποιητικά. Στα μοντέλα DEA όμως μπορούσαμε να εντοπίσουμε επιπλέον που έγκειται το πρόβλημα και έτσι να προσπαθήσουμε να το διορθώσουμε πριν το μοιραίο γεγονός της χρεοκοπίας. Τέλος στα DEA μοντέλα δεν χρειάζεται να διευκρινιστούν βάρη στους συνδυασμένους δείκτες των τραπεζών για να γίνει η αξιολόγηση.

3. ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ

3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

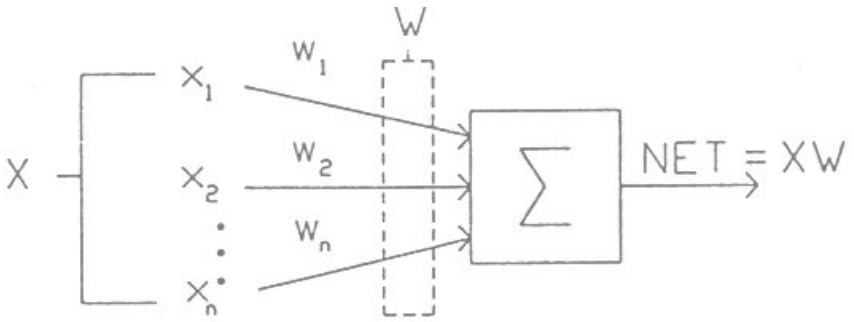
Τα πρώτα βήματα

Στα πρώτα χρόνια της ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων οι ερευνητές προσπάθησαν να αντιγράψουν τον τρόπο οργάνωσης του εγκεφάλου όταν σκέπτονταν τον τρόπο της ρύθμισης και τους αλγόριθμους που έπρεπε να τους διέπουν. Όμως οι γνώσεις πάνω στην λειτουργία του εγκεφάλου ήταν περιορισμένες, όπως και σήμερα, έτσι οι ερευνητές έπρεπε να ξεπεράσουν τις γνώσεις αυτές και να βρουν δομές που να εκτελούν χρήσιμες λειτουργίες. Οι υποθέσεις, τελικά που κάνανε δεν επέτρεψαν την δημιουργία τέτοιων τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Όμως ο συνεχιζόμενος παραλληλισμός με τον ανθρώπινο εγκέφαλο έκανε τους ερευνητές να προσπαθήσουν να οδηγήσουν τις λειτουργίες των ΤΝΔ στην ανθρώπινη συνείδηση. Αυτό θα οδηγούσε, όμως στην παύση της έρευνας στον τομέα των ΤΝΔ το 1960 αν δεν αναχαιτίζονταν αυτός ο τρόπος σκέψεις για την ανάπτυξη των ΤΝΔ.

Το Τεχνητό Νευρώνιο

Το Τεχνητό νευρώνιο σχεδιάστηκε ώστε να μιμείται τα χαρακτηριστικά των βιολογικών νευρώνων. Έτσι, ένα σύνολο από δεδομένα εισόδου (inputs) εφαρμόζεται, το καθένα αντιπροσωπεύει τα δεδομένα εξόδου (outputs) από άλλο νευρώνιο. Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται από το αντίστοιχο βάρος (weight), ανάλογα με την συναπτομένη δύναμη, και μετά όλα τα inputs πολλαπλασιαζόμενα με το βάρος αθροίζονται για να καθορίσουν το βαθμό ενεργοποιήσεις του νευρωνίου. Όλη αυτή η διαδικασία φαίνετε στο παρακάτω Σχήμα. Παρά την ποικιλία που υπάρχει στα παραδείγματα των δικτύων, σχεδόν όλα στηρίζονται σε αυτό τον τρόπο δομής. Ένα σύνολο από inputs, που τα έχουμε ονομάσει $x_1, x_2, ..., x_n$, εφαρμόζεται στο τεχνητό νευρώνιο. Τα inputs αυτά, που συλλογικά μπορούμε να τα αντιστοιχήσουμε στις συντεταγμένες ενός διανύσματος X, παρομοιάζονται σαν τα σήματα που περνάνε διαμέσου των συνάψεων των βιολογικών νευρώνων. Κάθε σήμα πολλαπλασιάζετε από το συσχετιζόμενο βάρος $w_1, w_2, ..., w_n$ πριν εφαρμοστεί στο αθροιστικό τμήμα, που συμβολίζετε με το ελληνικό γράμμα Σ. Το κάθε βάρος αντιστοιχεί στην «δύναμη» (strength) μιας συναπτικής σύνδεσης των βιολογικών νευρώνων. Το σύνολο των βαρών το αντιστοιχούμε στις συντεταγμένες ενός διανύσματος W. Το αθροιστικό τμήμα, που στην περίπτωση του βιολογικού νευρωνίου είναι το σήμα του κυττάρου, προσθέτει όλα τα inputs που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα βάρη αλγεβρικά και παράγει μια τιμή εξόδου που καλούμε NET. Αυτό η διαδικασία με την μορφή ενός μαθηματικού τύπου μπορεί να γραφεί ως εξής :

$$NET = X * Y$$



Σχήμα 3.1

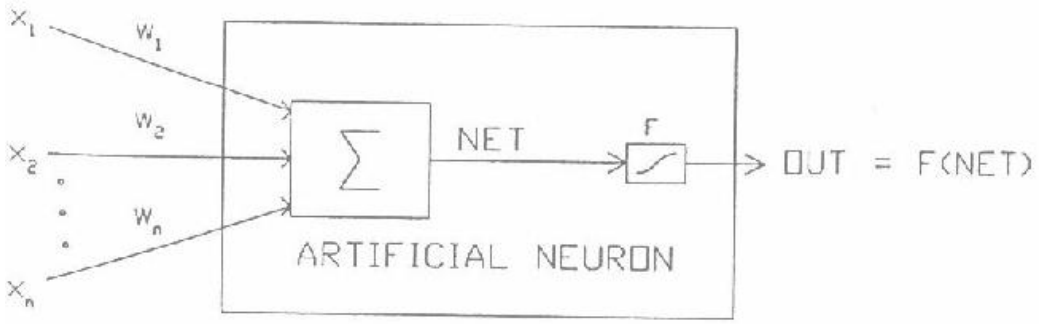
$$NET = x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + ... + x_n * w_n$$

Συνάρτηση ενεργοποίησης

Το σήμα NET, συνήθως, από εκεί και πέρα επεξεργάζεται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης F για να παράγει το σήμα εξόδου του νευρωνίου, που ονομάζετε OUT. Αυτή μπορεί να είναι (η συνάρτηση ενεργοποίησης) είτε μια απλή γραμμική σχέση : OUT=K(NET), όπου K μια σταθερά ή από μια συνάρτηση κατωφλίου :

OUT=1 αν NET>T
OUT=0 για κάθε άλλη τιμή

όπου T είναι η σταθερή τιμή του κατωφλίου είτε μια συνάρτηση που προσομοιώνει καλύτερα την μη-γραμμική ικανότητα μεταφοράς των βιολογικών νευρώνων και επιτρέπει την εκτέλεση, από το δίκτυο, γενικότερων λειτουργιών.

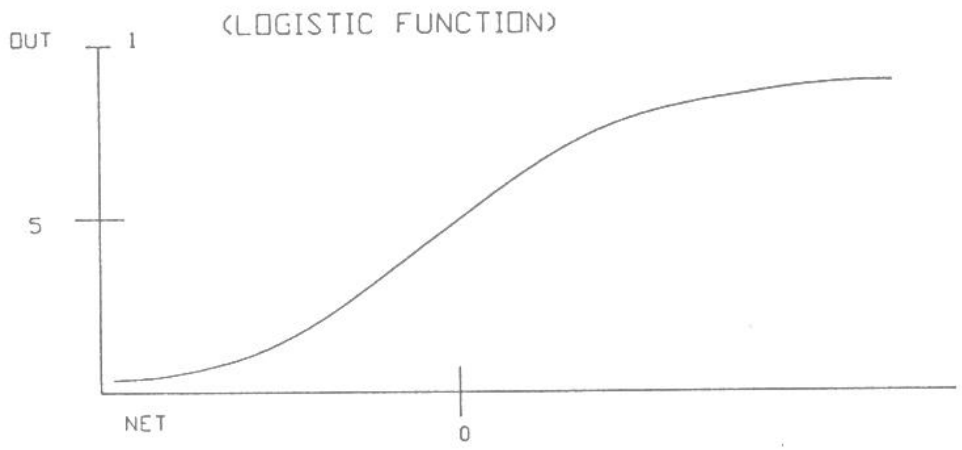


Σχήμα 3.2

Στο Σχήμα 3.2 το τετράγωνο F δέχεται το σήμα NET και παράγει το σήμα OUT. Αν το F τετράγωνο επεξεργασίας συμπιέζει την έκταση του NET έτσι ώστε το OUT να μην υπερβαίνει ποτέ κάποιο κατώτερο όριο, αναφορικά με την τιμή του NET, ονομάζετε squashing function. Η squashing function συχνά επιλέγετε να είναι logistic συνάρτηση ή σιγμοϊειδής (η γραφική της παράσταση να έχει σχήμα S όπως φαίνετε στο ποιο κάτω Σχήμα). Η συνάρτηση μαθηματικά

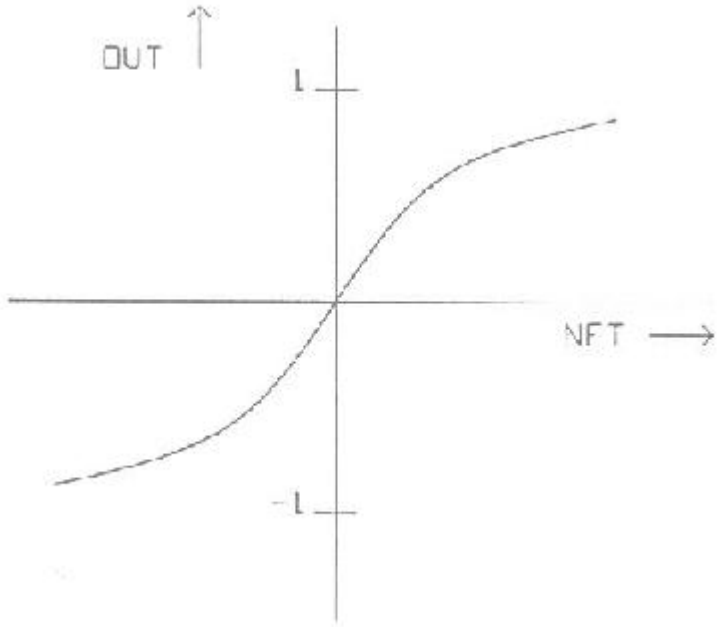
γράφετε σαν $F(x) = \dfrac{1}{1+\exp(-x)}$, {όπου exp(-x) είναι μια δύναμη με βάση e και εκθέτη το -x} έτσι :

$$OUT = \frac{1}{1+\exp(-NET)}$$



Σχήμα 3.3

Σε αντιστοιχία με τα αναλογικά ηλεκτρονικά συστήματα , μπορούμε να πούμε για την συνάρτηση ενεργοποιήσεις ότι είναι αυτή που ορίζει το μη-γραμμικό κέρδος για το ΤΝ. Το κέρδος αυτό υπολογίζεται αν βρούμε την αλλαγή που επιφέρει μια μικρή αλλαγή του σήματος NET πάνω στο σήμα OUT. Έτσι, το κέρδος είναι η κλίση της καμπύλης στο καθορισμένο επίπεδο διέγερσης. Αναλυτικά, αρχικά έχει χαμηλή τιμή για μεγάλη αρνητική διέγερση (η καμπύλη είναι σχεδόν οριζόντια) μέχρι υψηλή τιμή για μηδενική διέγερση και πέφτει στην συνέχεια όταν η διέγερση γίνετε πολύ μεγάλη και θετική. Ο Grossberg (1973) βρήκε ότι η ικανότητα του μη-γραμμικού κέρδους έλυσε το noise-saturation (διαβρεχόμενα από θόρυβο) προβλήματα που αυτός έθεσε, δηλ. πως το ίδιο το δίκτυο μπορεί να χειρίζεται μικρά και μεγάλα σήματα. Μικρά σήματα εισόδου απαιτούν υψηλό κέρδος διαμέσου του δικτύου αν θέλουμε να παράγουν χρήσιμη έξοδο, όμως μεγάλος αριθμός από υψηλά στάδια κέρδους μπορούν να διαποτίσουν την έξοδο με μεγεθυσμένο θόρυβο (τυχαία μεταβαλλόμενο), αυτό μπορεί να παρουσιαστεί σε οποιοδήποτε δίκτυο μου είναι πραγματοποιήσιμο. Επίσης, μεγάλα σήματα εισόδου θα διαποτίσουν τα υψηλού κέρδους στάδια, εξουδετερώνοντας τα σήματα εξόδου που θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν. Η κεντρική περιοχή του υψηλού κέρδους από την logistic συνάρτηση λύνει το πρόβλημα της επεξεργασίας μικρών σημάτων καθώς η περιοχή του, όπου στο θετικό και αρνητικό άκρο έχουμε κέρδος που ελαττώνεται, είναι κατάλληλη για μεγάλες διεγέρσεις. Με αυτό τον τρόπο το νευρώνιο λειτουργεί, με το κατάλληλο κέρδος, πάνω σε μια μεγάλη περιοχή των επιπέδων εισόδου.
Μια άλλη συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη. Έχει παρόμοιο σχήμα με την logistic συνάρτηση και χρησιμοποιείτε συχνά από τους βιολόγους σαν το μαθηματικό μοντέλο της nerve-cell ενεργοποίησης. Για να χρησιμοποιηθεί σαν συνάρτηση ενεργοποιήσεις του ΤΝΔ παίρνει την μορφή : $OUT = \tan\{h(x)\}$. Σαν την logistic συνάρτηση η υπερβολική εφαπτομένη είναι σιγμοειδής αλλά είναι και συμμετρική ως προς την αρχή των αξόνων, έτσι το OUT παίρνει την τιμή 0 όταν το NET είναι 0 (όπως φαίνεται στο ποιο κάτω Σχήμα). Σε αντίθεση με την logistic συνάρτηση, η υπερβολική εφαπτομένη έχει διπλή τιμή για το OUT χαρακτηριστικό που φαίνεται να είναι ευεργετικό για ορισμένα δίκτυα.



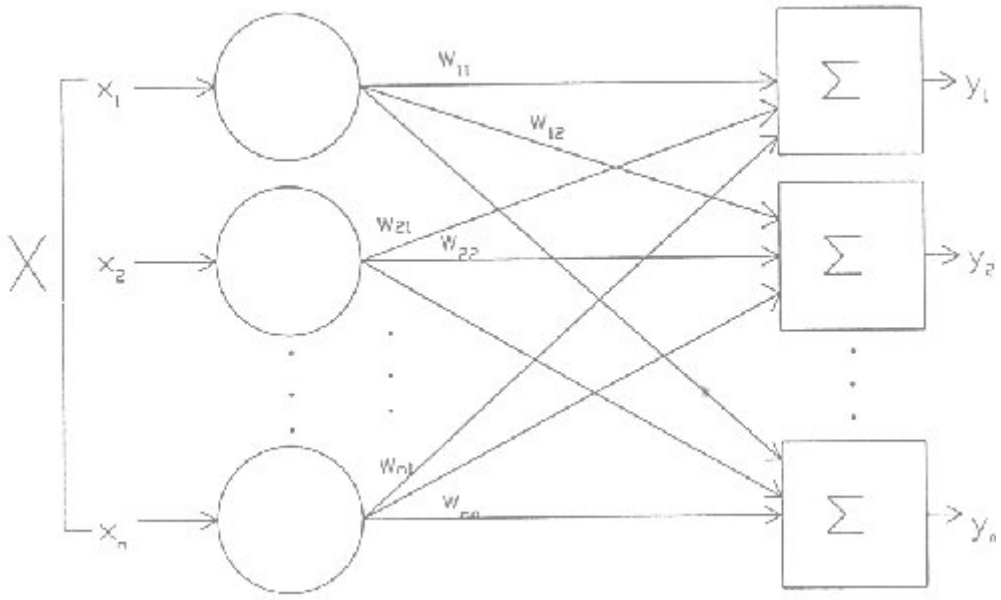
Σχήμα 3.4

Τα απλά μοντέλα των ΤΝ αγνοούν πολλά από τα χαρακτηριστικά των βιολογικών τους προτύπων. Για παράδειγμα, δεν παίρνουν υπόψη τους τον χρόνο καθυστέρησης πράγμα που έχει επίδραση πάνω στην δυναμική του συστήματος (η είσοδος παράγει αμέσως έξοδο). Ακόμα δεν περιλαμβάνουν την αποτελεσματικότητα του συγχρονισμού η της συχνά μοντελοποιήσεις των λειτουργιών των βιολογικών νευρώνων, χαρακτηριστικά των οποίων μερική ερευνητές βρίσκουν πολύ κρίσιμα.

Παρά τους περιορισμούς, δίκτυα που είχαν σχηματιστεί από τέτοιου είδους νευρώνες, παρουσιάζουν ιδιότητες που μας θυμίζουν πολύ έντονα τα βιολογικά συστήματα. Ίσως αρκετή από την βασική φύση των βιολογικών νευρώνων έχει χρησιμοποιηθεί ώστε να έχουμε ανταπόκριση παρόμοια με αυτή των βιολογικών συστημάτων, ίσως η ομοιότητα αυτή να είναι σύμπτωση, αλλά μόνο ο χρόνος και η έρευνα θα δείξει.

Single-Layer (ενός στρώματος) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Μολονότι ένα μόνο του νευρώνιο μπορεί να εκτελέσει μερικές απλές λειτουργίες που αφορούν την ανίχνευση απλών προτύπων, η δύναμη της υπολογιστικότητας των νευρωνίων ανοίγετε μπροστά μας μόνο όταν αυτά συνδεθούν σε δίκτυο. Το πιο απλό δίκτυο αποτελείτε από μια ομάδα από νευρώνια διατεταγμένα σε στρώμα, όπως φαίνεται στην δεξιά πλευρά του παρακάτω Σχήματος. Σημειώνουμε ότι, οι κύκλοι που φαίνονται στα αριστερά εργάζονται μόνο για το μοίρασμα των τιμών εισόδου, δεν εκτελούν υπολογισμούς, και έτσι δεν θεωρούνται ότι αποτελούν στρώμα αντίθετα τα νευρώνια που εκτελούν υπολογισμούς έχουν την μορφή τετραγώνων. Το σετ των τιμών εισόδου Χ έχει το κάθε του στοιχείο συνδεδεμένο σε κάθε ΤΝ διαμέσου διαφορετικών βαρών. Τα πρώτα ΤΝΔ δεν ήταν περισσότερο πολύπλοκα από ότι αυτό εδώ. Το κάθε νευρώνιο απλά παράγει ένα άθροισμα από τις τιμές εισόδου του δικτύου που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα αντίστοιχα βάρη. Στην πραγματικότητα στα τεχνητά και βιολογικά δίκτυα πολλές από τις συνδέσεις τους μπορεί να μην υπάρχουν, όμως φαίνονται όλες οι για λόγους γενικότητας.



Σχήμα 3.5

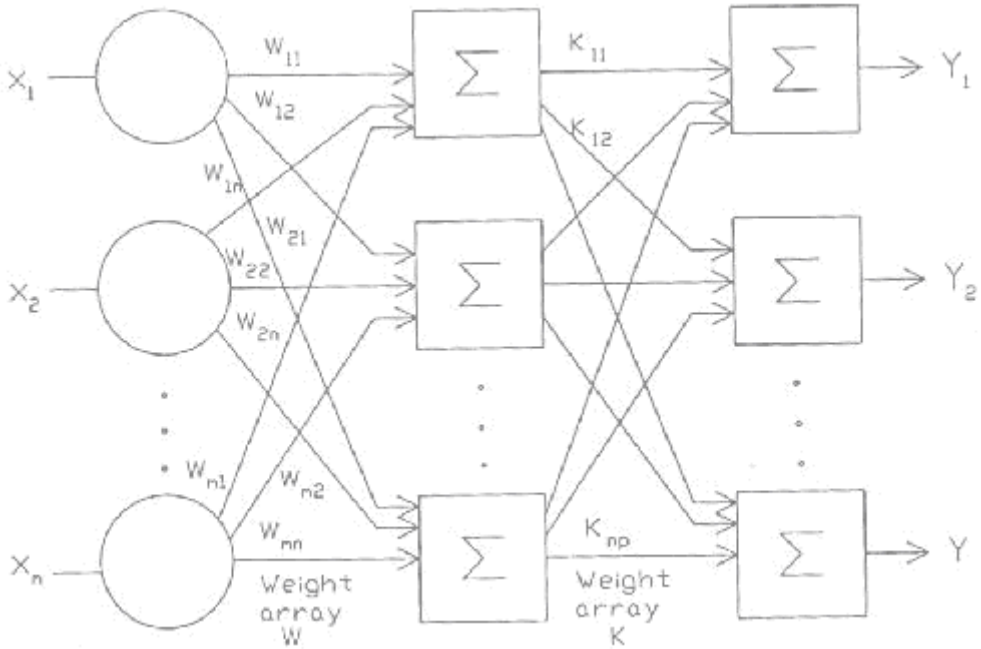
Είναι πιο συμφέρον να θεωρούμε τα βάρη σαν τα στοιχεία ενός πίνακα W. Οι διστάσεις του πίνακα είναι m γραμμές και n στήλες , όπου m ο αριθμός των εισόδων και n ο αριθμός των νευρώνων. Για παράδειγμα, το βάρος που συνδέει την 3η είσοδο με το 2ο νευρώνιο είναι το $w_{3.2}$. Με αυτό τον τρόπο φαίνεται ότι ο υπολογισμός του σετ των νευρώνων ΝΕΤ τιμών εξόδου Ν για ένα στρώμα πετυχαίνετε με πολλαπλασιασμό πινάκων.

Έτσι $N = X * W$, όπου Ν και Χ είναι διανύσματα σειράς.

Multilayer (Πολύστρωμα) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Μεγαλύτερα, περισσότερο πολύπλοκα δίκτυα γενικά, προσφέρουν μεγαλύτερη ικανότητα υπολογισμών. Μολονότι τα δίκτυα έχουν κατασκευαστή με κάθε δυνατό τρόπο διάταξής τους, διατάσσοντας τα νευρώνια σε στρώμα μιμούνται την στρωματική δομή των διάφορων τμημάτων του εγκεφάλου. Τα πολύστρωμα δίκτυα, έχει αποδειχθεί, ότι έχουν ικανότητες πέρα από αυτές των μονόστρωμων δικτύων και στα πρόσφατα χρόνια αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι για να τα εκπαιδεύσουν.

Τα πολύστρωμα δίκτυα μπορούν να σχηματιστούν από ομάδες μονόστρωμων δικτύων, η έξοδος ενός στρώματος αποτελεί την είσοδο του απομένουν στρώματος. Στο Σχήμα 3.6 φαίνεται ένα τέτοιο δίκτυο, όπου έχουν σχεδιαστεί όλες οι ενώσεις.



Σχήμα 3.6

Η Μη-Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης

Τα πολύστρωμα δίκτυα δεν παρέχουν αύξηση της υπολογιστικής δύναμης από ότι ένα μονόστρωμο δίκτυο εκτός και αν υπάρχει μια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης ανάμεσα στα στρώματα. Υπολογίζοντας την έξοδο από ένα στρώμα πρέπει να πολλαπλασιάσουμε το vector εισόδου με τον πρώτο πίνακα βάρους και στην συνέχεια (αν δεν υπάρχει κάποια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποιήσεις) το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται με τον δεύτερο πίνακα βάρους. Αυτό μπορεί να εκφραστή ως εξής :

$$(x * w_1) * w_2$$

Η αντιμεταθετική ιδιότητα ισχύει στους πίνακες, έτσι :

$$x * (w_1 * w_2)$$

Αυτό δείχνει ότι ένα δίκτυο με δυο στρώματα μπορεί να θεωρηθεί σαν ένα μονόστρωμο δίκτυο που έχει τον πίνακα βάρους του ίσο με τον γινόμενο τον δυο πινάκων των βαρών. Έτσι το κάθε πολύστρωμο δίκτυο μπορεί να αντικατασταθεί με το ισοδύναμο μονόστρωμο δίκτυο. Το μονόστρωμο δίκτυο έχει σοβαρούς περιορισμούς πάνω στην υπολογιστική του ικανότητα, έτσι οι μη-γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποιήσεις είναι ζωτικές για την επέκταση της ικανότητας των δικτύων πέρα από αυτήν των μονόστρωμων δικτύων.

Επαναλαμβανόμενα δίκτυα

Τα δίκτυα που έχουν αναφερθεί παραπάνω, δεν έχουν συνδέσεις επανατροφοδοσίας feedback δηλαδή συνδέσεις μέσο βαρών που ξεκινούν από την έξοδο ενός στρώματος και καταλήγουν στην είσοδο του ίδιου ή ενός άλλου προηγούμενου στρώματος. Αυτή είναι ειδική τάξη δικτύων που ονομάζονται non recurrent ή feedforward δίκτυα. Γενικά, δίκτυα που περιλαμβάνουν feedback συνδέσεις λέγεται ότι επαναλαμβάνονται. Τα nonrecurrent δίκτυα δεν έχουν μνήμη, έτσι η έξοδος τους καθορίζετε πάντα από την παρούσα είσοδος και από τις τιμές των βαρών. Σε μερικές διατάξεις δικτύων τα recurrent δίκτυα επανατροφοδοτούν με προηγούμενες έξοδος την είσοδο, έτσι η έξοδος τους καθορίζετε και από τις αντίστοιχες εισόδους και από τις προηγούμενες εξόδους. Για αυτό τον λόγο τα recurrent δίκτυα μπορούν να παρουσιάσουν ιδιότητες παρόμοιες με αυτές της μικρόχρονής ανθρώπινης μνήμης, έτσι η κατάσταση των εξόδων του δικτύου εξαρτάτε κατά ένα μέρος από τα προηγούμενες τους εισόδους.

Εκπαιδεύοντας ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό, από όλα, που αφορά τα ΤΝΔ είναι η ικανότητα τους να μαθαίνουν. Η εκπαίδευση τους δείχνει τόσους πολλούς παραλληλισμούς με την διανοητική ανάπτυξη των ανθρώπων, πράγμα που μας κάνει να πιστεύουμε ότι έχουμε πετύχει την βασική κατανόηση αυτής της διαδικασίας. Η ευφορία μας πρέπει να τερματιστεί εδώ γιατί η μάθηση στα ΤΝΔ είναι περιορισμένη και πολλές είναι οι δυσκολίες που πρέπει να λυθούν πριν πούμε ότι βρισκόμαστε στο σωστό δρόμο. Όμως πολλές εντυπωσιακές παρουσιάσεις έχουν γίνει, όπως το NetTalk του Sejnowski και πολλές πρακτικές εφαρμογές άρχισαν να ξεπροβάλουν.

Το αντικείμενο της εκπαίδευσης

Ένα δίκτυο εκπαιδεύετε έτσι ώστε η εφαρμογή ενός σετ από εισόδους δίνει το επιθυμητό σετ από εξόδους. Κάθε τέτοιο σετ από εισόδους ή εξόδους αναφέρεται σε μας σαν vector (διάνυσμα). Η εκπαίδευση πετυχαίνετε με συνεχή εφαρμογή από διανύσματα εισόδου καθώς τα βάρη του δικτύου προσαρμόζονται με βάση μια προκαθορισμένη διαδικασία. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης τα βάρη του δικτύου σταδιακά συγκλίνουν σε τιμές έτσι ώστε το κάθε διάνυσμα εισόδου να δίνει το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου.

Εκπαίδευση με επίβλεψη

Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης είναι χωρισμένοι σε αυτούς που εποπτεύονται και σε αυτούς που δεν εποπτεύονται. Η εποπτευόμενη εκπαίδευση απαιτεί το ζευγάρωμα το κάθε διανύσματος εισόδου με το διάνυσμα στόχο που αντιπροσωπεύει την επιθυμητή έξοδο, μαζί ονομάζονται training pair (ζευγάρι εκπαίδευσης). Για να εκπαιδευτεί ένα δίκτυο χρειάζεται κάποιος αριθμός τέτοιων ζευγαριών. Ένα διάνυσμα εισόδου εφαρμόζεται, η έξοδος του δικτύου υπολογίζεται και συγκρίνεται με το αντίστοιχο διάνυσμα στόχο και η διαφορά (σφάλμα) τροφοδοτείτε πίσω διαμέσου του δικτύου και τα βάρη αλλάζουν σύμφωνα με ένα αλγόριθμο που τείνει να ελαττώσει το λάθος. Τα διανύσματα εισόδου εφαρμόζονται συνεχώς και τα λάθη υπολογίζονται και τα βάρη προσαρμόζονται για το κάθε διάνυσμα μέχρι το λάθος ολόκληρου του σετ εκπαίδευσης να είναι σε ένα αποδεκτό χαμηλό επίπεδο.

Μη εποπτευόμενη εκπαίδευση

Παρά την επιτυχία μερικών εφαρμογών η εποπτευόμενη εκπαίδευση έχει κατηγορηθεί ότι είναι βιολογικά αδύνατη, είναι δύσκολο να συλλάβει κανείς ένα μηχανισμό εκπαίδευσης στο εγκέφαλο που συγκρίνει της επιθυμητές και της ενεργές εξόδους, που να εκτελεί διαδικασίες διόρθωσης τροφοδοτώντας πίσω διαμέσου του δικτύου. Αν ίσχυε αυτό τότε από πού αυτός ο μηχανισμός του εγκεφάλου θα είχε το πρότυπο της επιθυμητής εξόδου; Η μη εποπτευόμενη εκπαίδευση είναι πολύ περισσότερο εύλογη σαν μοντέλο της μάθησης

στα βιολογικά συστήματα. Αναπτύχθηκέ από τον Kohonen (1984) και πολλούς άλλους, δεν απαιτεί διανύσματα στόχους για την έξοδο και για αυτό δεν γίνεται σύγκριση με την κάποια προκαθορισμένη ιδανική απόκριση. Το σετ εκπαίδευσης αποτελείτε μόνο από διανύσματα εισόδου. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης αλλάζει τα βάρη του δικτύου για να παράγονται διανύσματα εξόδου που να είναι συνεπής, δηλαδή είτε η εφαρμογή ενός από τα διανύσματα εκπαίδευσης είτε η εφαρμογή ενός διανύσματος που είναι αρκετά όμοιος με αυτόν θα παράγει το ίδιο πρότυπο από εξόδους. Η διαδικασία εκπαίδευσης βγάζει της στατιστικές ιδιότητας του σετ εκπαίδευσης και ομαδοποιεί τα παρόμοια διανύσματα σε τάξης. Εφαρμόζοντας ένα διάνυσμα από δοσμένη τάξη στη είσοδο θα παράγει συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου, αλλά δεν υπάρχει κανένας τρόπος ώστε να καθοριστεί πριν από την εκπαίδευση ποιο συγκεκριμένο πρότυπο εξόδου θα παραχθεί από δοσμένη τάξη διανύσματος εισόδου. Για αυτό οι έξοδοι ενός τέτοιου δικτύου πρέπει, γενικά, να μετατραπούν σε μια κατανοητή μορφή που είναι επακόλουθο της διαδικασίας εκπαίδευσης. Αυτό δεν είναι κάποιο σοβαρό πρόβλημα. Είναι συνήθως απλό το θέμα της αναγνώρισης της σχέσης εισόδου-εξόδου, που έχει εγκαθιδρυθεί από το δίκτυο.

Αλγόριθμος εκπαίδευσης

Οι περισσότερη σημερινοί αλγόριθμοι έχουν εξελιχθεί από τις ιδέες του D.O. Hebb (1962). Αυτός πρότεινε ένα μοντέλο της μη-εποπτευόμενης εκμάθησης στο οποίο τα βάρη αυξάνονται όταν και οι δυο νευρώνες πηγή - αποδέκτης ενεργοποιούνται. Με αυτό τον τρόπο οι συχνά χρησιμοποιούμενοι διάδρομοι στο δίκτυο είναι ενισχυμένοι και το φαινόμενο της συνήθειας και μάθησης διαμέσου της επανάληψης εξηγείται έτσι.

Ένα ΤΝΔ που χρησιμοποιεί τον τρόπο μάθησης του Hebbian θα αυξήσει τα βάρη του δικτύου αυτού σύμφωνα με τα παράγωγα των ανώτερων επίπεδων των νευρώνων πηγής και αποδέκτη. Δηλαδή :

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + a * OUT_i * OUT_j$$

όπου

$w_{ij}(n)$: η τιμή του βάρους από τον νευρώνα i στον νευρώνα j πρίν από την προσαρμογή

$w_{ij}(n+1)$: η τιμή του βάρους από τον νευρώνα i στον νευρώνα j μετά την προσαρμογή

α : ο συντελεστής των ορίων μάθησης

OUT_i : η έξοδος από τον νευρώνα i και η είσοδος στον νευρώνα j

OUT_j : η έξοδος από των νευρώνα j.

3.2 Νευροασαφή συστήματα

Εισαγωγή

Τα νευροασαφή συστήματα αποτελούν μια υβριδική κατηγορία του Ευφυούς Ελέγχου, που έχει αναπτυχθεί σε μια προσπάθεια συνδυασμού των καλύτερων στοιχείων διαφόρων κατηγοριών. Τα ασαφή και τα νευρωνικά συστήματα μοντελοποιούν τη συμπεριφορά ενός ειδικού κατά την αντιμετώπιση μιας πολύπλοκης διεργασίας. Αυτό σημαίνει ότι στόχος κατά το σχεδιασμό τέτοιων συστημάτων δεν είναι η μοντελοποίηση του ίδιου του προβλήματος κατασκευάζοντας ένα αναλυτικό μαθηματικό μοντέλο, αλλά η αξιοποίηση της γνώσης και της εμπειρίας ενός ειδικού, κατασκευάζοντας ένα σύστημα ελέγχου που θα ελέγχει τη διεργασία όπως ο ειδικός.

Οι αρχές της ασαφούς λογικής και των ΤΝΔ είναι όμως εντελώς διαφορετικές: η ασαφής λογική επιδιώκει να αναπαραγάγει τους μηχανισμούς της ανθρώπινης σκέψης και την ικανότητα συλλογισμού, ενώ τα νευρωνικά δίκτυα επιχειρούν να μιμηθούν τους μηχανισμούς του ανθρώπινου νου σε βιολογικό επίπεδο. Έτσι, η δομή και ο τρόπος επεξεργασίας των ελεγκτών των δύο τεχνικών διαφέρουν ριζικά.

Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητά τους να μαθαίνουν από παραδείγματα. Χρησιμοποιώντας τους ήδη γνωστούς αλγόριθμους μάθησης, εκπαιδεύονται επεξεργαζόμενοι ένα σύνολο δεδομένων. Το κύριο μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι δεν μπορεί να αποδειχθεί ότι δουλεύουν όπως ήταν αναμενόμενο. Εξαιτίας της κατανεμημένης του φύσης, δεν είναι σαφές το αν το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί σωστά. Ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει, αλλά ο χρήστης δε μπορεί να μάθει απ' το δίκτυο. Για το χρήστη λειτουργεί ως ένα «μαύρο κουτί». Έτσι, αν υπάρχει κάποια γνώση για τη συμπεριφορά του συστήματος πριν την εκπαίδευση, αυτή δε μπορεί να αξιοποιηθεί στη διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού ελεγκτή.

Αντίθετα, η δράση των ασαφών συστημάτων μπορεί εύκολα να κατανοηθεί, καθώς ακολουθούν διαδοχικά βήματα κατά τη διαδικασία συμπερασμού με πλήρη επεξήγηση των κανόνων που έχουν ενεργοποιηθεί. Το κύριο μειονέκτημά τους είναι ότι δεν έχουν τη δυνατότητα να ρυθμιστούν μέσω αλγορίθμων μάθησης. Δημιουργούνται μέσω σαφούς γνώσης που εκφράζεται με τη μορφή λεκτικών (ασαφών) κανόνων, κάποιες φορές όμως η διαθέσιμη γνώση δεν είναι αρκετή για να καθοριστούν με ακρίβεια όλες οι παράμετροί τους.
Εάν η απόδοσή τους κρίνεται μη ικανοποιητική, οι παράμετροί τους πρέπει να ρυθμιστούν χειροκίνητα. Η διαδικασία ρύθμισης είναι αρκετά χρονοβόρα και πολλές φορές οδηγεί σε λανθασμένα αποτελέσματα. Θα ήταν λοιπόν επιθυμητό να μπορούσε να εφαρμοσθεί ένας αλγόριθμος εκμάθησης στα ασαφή συστήματα, παρόμοιος με αυτόν της εκπαίδευσης των νευρωνικών συστημάτων.

Η ικανότητα εκπαίδευσης των νευρωνικών συστημάτων είναι ο κύριος λόγος συνδυασμού τους με τα ασαφή συστήματα. Αυτός ο συνδυασμός μπορεί να δημιουργήσει κανόνες για το ασαφές σύστημα ή να βελτιστοποιήσει τους ήδη υπάρχοντες, αυτοματοποιώντας τη ρύθμιση των παραμέτρων του ασαφούς συστήματος.
Όσον αφορά στα νευρωνικά συστήματα, ο συνδυασμός τους με τα ασαφή αναιρεί τη συμπεριφορά τους ως «μαύρα κουτιά» κι έτσι οποιαδήποτε εκ των προτέρων γνώση για το σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί κατά τη διαδικασία εκμάθησης περιορίζοντας το χρόνο που αυτή απαιτεί.

Συνεπώς, συνδυάζοντας τα νευρωνικά με τα ασαφή συστήματα διατηρούνται τα πλεονεκτήματα και των δύο μεθόδων, ενώ εξαλείφονται κάποια από τα μειονεκτήματά τους.

Αρχιτεκτονικές νευρο-ασαφών ελεγκτών

Γενικά, υπάρχουν δύο κύριοι συνδυασμοί ανάμεσα στα νευρωνικά και στα ασαφή συστήματα. Στην πρώτη περίπτωση, το νευρωνικό και το ασαφές σύστημα δουλεύουν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο και το νευρωνικό σύστημα καθορίζει διάφορες παραμέτρους του ασαφούς, σε πραγματικό ή μη πραγματικό χρόνο. Αυτός ο συνδυασμός ονομάζεται *νεύρο-ασαφές σύστημα συνεργασίας (cooperative neuro-fuzzy system),* διότι το νευρωνικό δίκτυο συνεργάζεται με το ασαφές ώστε να το βοηθήσει να βρει τις κατάλληλες παραμέτρους του.

Η δεύτερη περίπτωση συνδυασμού νευρωνικού και ασαφούς συστήματος είναι το υβριδικό νευρο-ασαφές σύστημα. Ο όρος υβριδικό χρησιμοποιείται διότι το σύστημα που προκύπτει μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε ως νευρωνικό είτε ως ασαφές σύστημα, αλλά είναι

ένα ομογενές σύστημα που δεν μπορεί να διαιρεθεί σε δύο ξεχωριστά υποσυστήματα. Ένα γνωστό παράδειγμα υβριδικού νεύρο-ασαφή ελεγκτή είναι το μοντέλο ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System).

Νεύρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας

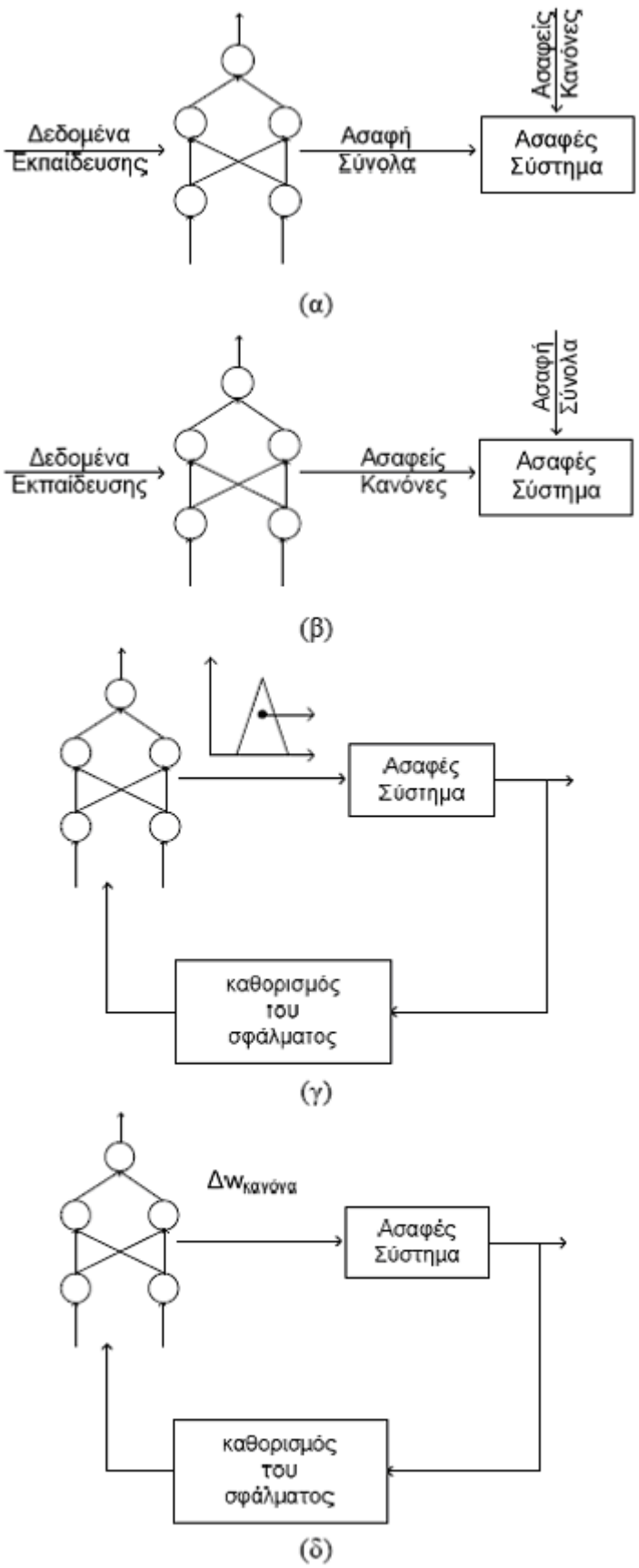
Το Σχήμα 3.7 απεικονίζει τις τέσσερις διαφορετικές κατηγορίες νευρο-ασαφών συστημάτων συνεργασίας.

1η κατηγορία:
Το νευρωνικό δίκτυο ρυθμίζει τις συναρτήσεις συμμετοχής του ασαφούς δικτύου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκπαίδευσης (training data), Σχ. 3.7(α). Τα ασαφή σύνολα που ρυθμίζονται με αυτόν τον τρόπο (σε μη πραγματικό χρόνο) συνδυάζονται με τους ασαφείς κανόνες που δίνονται από τον έμπειρο χειριστή ώστε να σχεδιασθεί το τελικό ασαφές σύστημα. Σε αυτή την περίπτωση, τα δεδομένα εκπαίδευσης πρέπει να αφορούν βαθμούς συμμετοχής που αντιστοιχούν σε δεδομένες τιμές εισόδων.

2η κατηγορία:
Το νευρωνικό δίκτυο σχηματίζει τους ασαφείς κανόνες από τα δεδομένα εκπαίδευσης, Σχ. 3.7(β). Αυτή η διαδικασία γίνεται σε μη πραγματικό χρόνο. Οι ασαφείς κανόνες που προκύπτουν συνδυάζονται με δεδομένες συναρτήσεις συμμετοχής για να προκύψει το τελικό ασαφές σύστημα.

***3η κατηγορία*:**
Το σύστημα ρυθμίζεται σε πραγματικό χρόνο, δηλαδή κατά τη διάρκεια λειτουργίας του ασαφούς συστήματος, για να προσαρμοσθούν οι συναρτήσεις συμμετοχής, Σχ. 3.7(γ). Σε αυτή την περίπτωση πρέπει να δοθούν εκ των προτέρων οι ασαφείς κανόνες και οι συναρτήσεις συμμετοχής. Επιπρόσθετα, πρέπει να καθορισθεί ένα μέτρο σφάλματος το οποίο οδηγεί τη διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Σε αυτή την περίπτωση συνήθως δεν υπάρχει πραγματικό νευρωνικό δίκτυο, αλλά ένας νευρωνικός αλγόριθμος εκπαίδευσης, όπως αυτός της οπισθόδρομης διάδοσης.

***4η κατηγορία*:**
Το νευρωνικό δίκτυο (ή ένας νευρωνικός αλγόριθμος εκπαίδευσης) καθορίζει τα βάρη των κανόνων, είτε σε πραγματικό είτε σε μη πραγματικό χρόνο, Σχ. 3.7(δ). Και σε αυτή την περίπτωση, πρέπει να δοθούν εκ των προτέρων οι ασαφείς κανόνες και οι συναρτήσεις συμμετοχής.

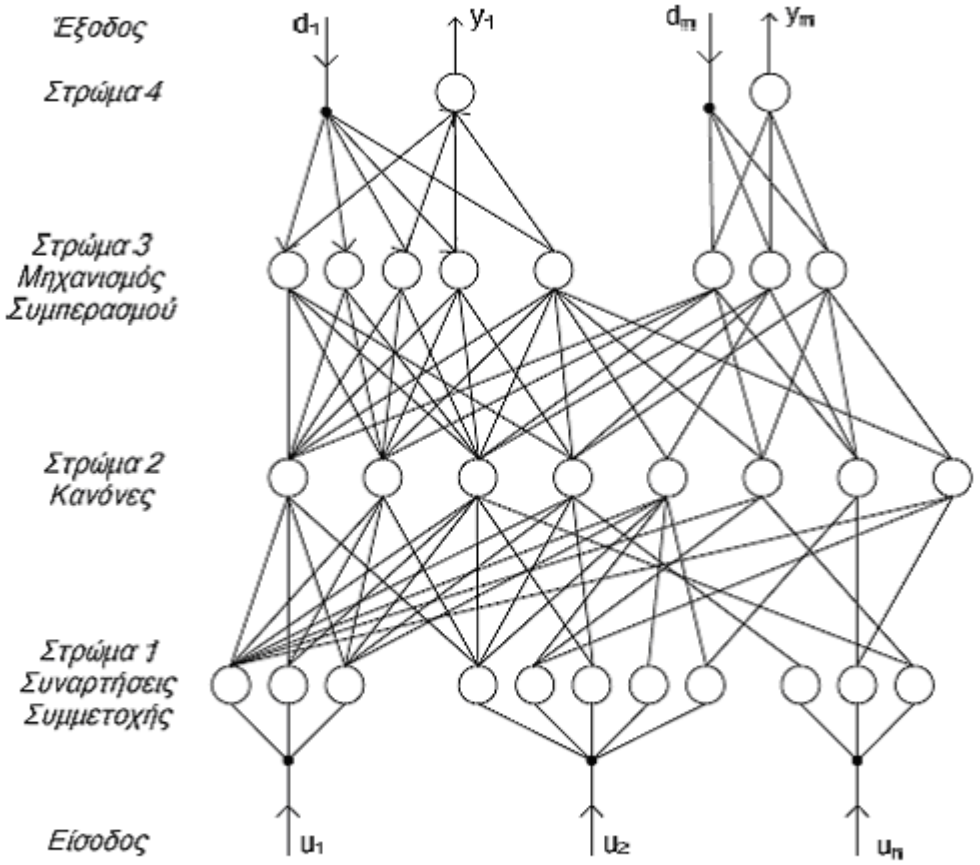


Κατηγορίες νευρο-ασαφών συστημάτων.

Σχήμα 3.7

Υβριδικά νεύρο-ασαφή συστήματα

Το Σχήμα 3.8 παρουσιάζει ένα παράδειγμα ενός υβριδικού νεύρο-ασαφούς ελεγκτή. Αποτελείται από ένα πολυστρωματικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης που υλοποιεί τα βασικά στοιχεία ενός κλασσικού ασαφούς ελεγκτή με αντιστοιχία ένα προς ένα. Τα αίτια και τα συμπεράσματα αντιστοιχούν στους κόμβους εισόδου και εξόδου, ενώ στα κρυφά στρώματα οι νευρώνες εκτελούν τις λειτουργίες υπολογισμού των συναρτήσεων συμμετοχής και βάσης κανόνων. Στην αρχιτεκτονική του ελεγκτή του σχήματος κάθε στρώμα αντιστοιχεί ένα προς ένα στα στάδια υλοποίησης ενός ασαφούς ελεγκτή. Ο ελεγκτής επιτυγχάνει την αντιστοιχία σε τέσσερα στρώματα.



Παράδειγμα υβριδικού νευρο-ασαφή ελεγκτή.

Σχήμα 3.8

Οι κόμβοι στο πρώτο στρώμα της εισόδου τροφοδοτούν τα επόμενα στρώματα και το τέταρτο στρώμα παράγει την έξοδο. Κάθε νευρώνας στο πρώτο στρώμα αντιστοιχεί στις συναρτήσεις συμμετοχής. Στο δεύτερο στρώμα, κάθε νευρώνας αντιπροσωπεύει έναν κανόνα. Οι διασυνδέσεις μεταξύ του δεύτερου και του τρίτου στρώματος είναι το συνδεσμικό ισοδύναμο του μηχανισμού συμπερασμού του ελεγκτή. Οι νευρώνες στο τρίτο στρώμα υπολογίζουν τις συναρτήσεις συμμετοχής των αντίστοιχων γλωσσικών μεταβλητών. Στο τέταρτο και τελευταίο στρώμα υπάρχει ένας κόμβος όπου εμφανίζεται η έξοδος του ελεγκτή και ένας νευρώνας από οπου εισάγονται τα υποδείγματα με τα οποία εκπαιδεύεται το δίκτυο.
Οι νευρώνες του δικτύου έχουν χαρακτηριστικά ανάλογα με το στρώμα στο οποίο ανήκουν.
Η γενικευμένη σχέση εισόδου-εξόδου κάθε νευρώνα εκφράζεται ως:

$$\omega = f(\sigma) \text{, με } \sigma = \sum_{i=1}^{p} w_i u_i$$

όπου ω είναι η έξοδος και u οι είσοδοι του νευρώνα αντίστοιχα, **σ** το σταθμισμένο άθροισμα, **w** τα βάρη και **f** η συνάρτηση μεταφοράς ή παραμόρφωσης του νευρώνα. Υπάρχουν **p** διασυνδέσεις και ισάριθμα βάρη σε κάθε νευρώνα.

Στο πρώτο στρώμα, κάθε νευρώνας παραμορφώνει το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του μη-γραμμικού στοιχείου f ώστε να αντιστοιχεί στην αντίστοιχη συνάρτηση συμμετοχής. Για παράδειγμα, στην περίπτωση συνάρτησης συμμετοχής της μορφής Gauss:

$$\sigma = -\frac{(\chi_i - \xi_{ij})^2}{s_{ij}^2} \text{ και } f(\sigma) = e^{\sigma}$$

όπου ξ_{ij} είναι το κέντρο και s_{ij} η διασπορά της συνάρτησης συμμετοχής. Στην περίπτωση αυτή, τα βάρη των συνδέσεων του πρώτου στρώματος είναι ίσα με τα κέντρα των συναρτήσεων συμμετοχής, δηλαδή $w_{ij} = \xi_{ij}$.

Στο δεύτερο στρώμα οι νευρώνες εκτελούν τον τελεστή ΚΑΙ της συνεπαγωγής min του Mamdani:

$$\sigma = \min(u_1, u_2, ..., u_p) \text{ και } f(\sigma) = \sigma$$

για να συνδυαστούν οι κανόνες που έχουν ενεργοποιηθεί. Όλα τα βάρη στο στρώμα αυτό έχουν τιμή 1.

Στο τρίτο στρώμα οι νευρώνες εκτελούν τον τελεστή Η οπότε:

$$\sigma = \sum_{i=1}^{p} u_i \quad f(\sigma) = \min(1, \sigma)$$

Στο τέταρτο και τελευταίο στρώμα υπάρχουν δύο ειδών κόμβοι. Το πρώτο είδος κόμβων αφορά στην από-ασαφοποίηση με την οποία υπολογίζεται η τελική δράση ελέγχου. Το δεύτερο είδος κόμβων σε αυτό το στρώμα μεταφέρει τα υποδείγματα εκπαίδευσης από το τέλος προς τα εμπρός, οπότε $\sigma_i = d_i$.

3.3 Γενετικοί Αλγόριθμοι

Οι Γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητες ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το θεμιτό τρόπο. Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ).

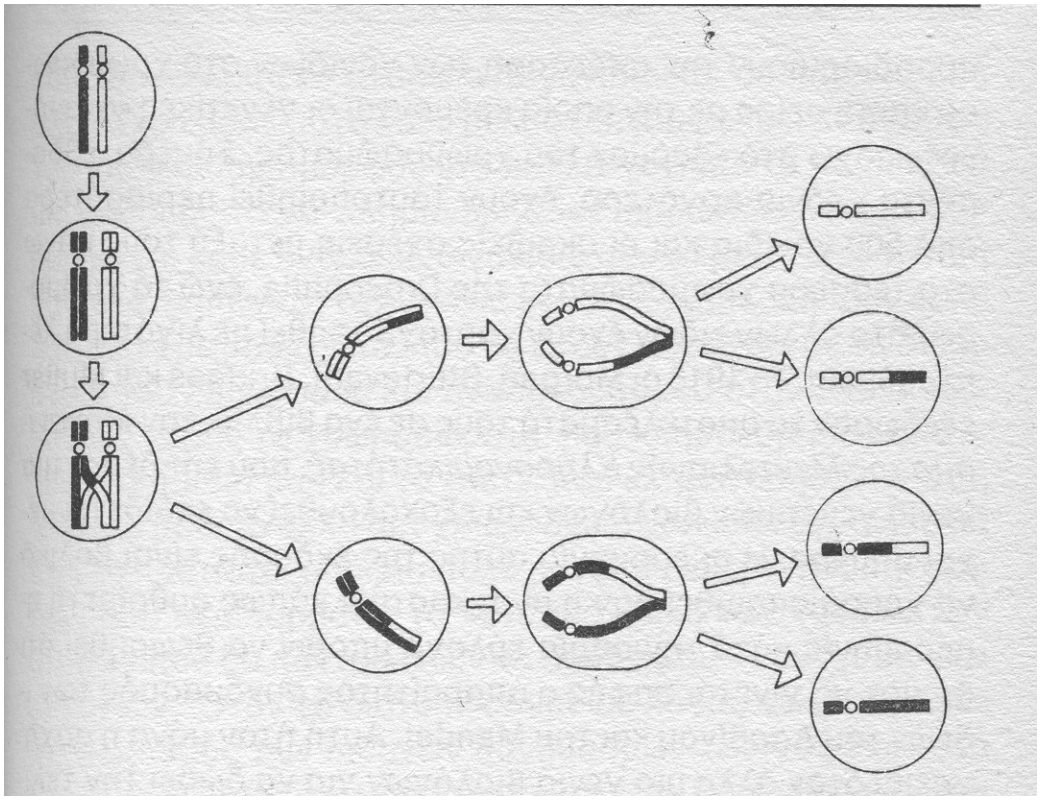
Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράξει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης.

Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

Πως Λειτουργεί

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.



Σχήμα 3.9

Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων - ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία- οι οποίες συνιστούν τον "πληθυσμό". Κατόπιν ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των "γονιδιωμάτων".

Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου "επιβιώσουν" οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες λύσεις βρίσκονται, μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγο του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό έχουν υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.

Τρόπος Υλοποίησης του Αλγορίθμου

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαραστηθούν απο μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτη η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γονιδίωμα) που ύπαρχει στους ζωντανούς οργανισμούς.

Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαιες τιμές, δημιουργώντας ενα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκίμαζεται για το πόσο κόντα φέρνει την αντίδραση του σύστηματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λάμβανουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβανοντας αυτη τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμο με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδίωματων/λύσεων

που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμες για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

Εκδοχές Αλγορίθμου

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α απο τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πίο γρήγορα. Καθώς ύπαρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση.

Χαρακτηριστικά

Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν επιλύουν το πρόβλημα με αναλυτικό/ μαθηματικό τρόπο αλλά με βιολογικό. Συνεπώς έχουν μεγαλύτερη ενδογενή ευελιξία και ελευθερία να επιλέγουν μια επιθυμητή βέλτιστη λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Ουσιαστικά οι γενετικό αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης (heuristics) που προσπαθούν να αναζητήσουν την λύση του προβλήματος που τους αναθέται.

Παράδειγμα

Έστω ότι υπάρχει μια διεργασία Ε η οποία εξαρτάται από τις μεταβλητές x' , x , x , x'. Η διεργασία Ε παράγει ένα προϊόν Α. Ποιες είναι οι τιμές των x',x,x,x' ώστε το κόστος του Α να είναι το μικρότερο δυνατό; Για να λύσει αυτό το πρόβλημα ο γενετικός αλγόριθμος, δημιουργεί κάποιες αρχικές τυχαίες λύσεις του προβλήματος. Δηλαδή, δημιουργεί ένα πληθυσμό χρωμοσωμάτων όπου το κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε κάποιες τιμές των x. Για την εκτίμηση της καταλληλότητας του χρωμοσώματος αυτού, υπάρχει μια συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) η οποία και κρίνει το κατά πόσο είναι κατάλληλο το κάθε χρωμόσωμα. Κάθε χρωμόσωμα κρίνεται για την καταλληλότητά του, και στη συνέχεια επιλέγονται τα καλύτερα χρωμοσώματα. Αυτά «αναπαράγονται» χρησιμοποιώντας ορισμένους γενετικούς τελεστές, και παράγουν την επόμενη γενιά χρωμοσωμάτων. Μετά από πολλές γενιές, ο πληθυσμός θα έχει χρωμοσώματα τα οποία είναι αρκετά κατάλληλα για το πρόβλημα, οπότε μπορούμε να λάβουμε τα κατάλληλα x για την λύση του προβλήματος.

Εφαρμογές

Οι πιθανές εφαρμογές είναι πολλές:

- η καλύτερη δυνατή οργάνωση του ωραρίου ενός σχολείου,
- η μελέτη της βέλτιστης κατανομής ενός δικτύου από πλατφόρμες πετρελαίου αλλά και
- η δημιουργία υπολογιστών που θα βελτιώνουν τον τρόπο λειτουργίας τους "μαθαίνοντας" από την εμπειρία τους.
- εξερεύνηση των δυναμικών βιολογικών διαδικασιών, και της θεωρίας της εξέλιξης. Παράδειγμα ο Κάρλ Σήμς (1994) έκανε Γενετικους Αλγόριθμους που δημιούργησαν εικονικά "πλάσματα", κάποια απο τα οποία θυμίζουν πραγματικά.

4. ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ (case study)

4.1 Εισαγωγή

Ανατρέχοντας στα άρθρα που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια παρατηρήθηκε ότι έχουν γίνει πάρα πολλές μελέτες όλα αυτά τα χρόνια σχετικά με την πρόβλεψη χρεοκοπίας τραπεζών, χρησιμοποιώντας διαφορετικά κάθε φορά μοντέλα. Έτσι, αναζητώντας μια πιο γενική αξιολόγηση των μεθόδων που παρουσιάστηκαν στα παραπάνω κεφάλαια, μία μελέτη περίπτωσης ορίστηκε έτσι ώστε να έρθουν αντιμέτωπα τα διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης και να συγκριθούν προκειμένου να διαπιστωθεί η ακρίβεια των προβλέψεών τους. Για τον σκοπό αυτό, εν έτη 2008 εκπονήθηκε μία συγκεντρωτική έρευνα πάνω σε τραπεζικά δεδομένα.

4.2 Δεδομένα

Τα δεδομένα της μελέτης προήρθαν από ένα πολύ μεγάλο ανεξάρτητο ίδρυμα, το οποίο τηρεί μια από τις μεγαλύτερες βάσεις δεδομένων με τις περισσότερες τράπεζες, στις περισσότερες χώρες του κόσμου. Το όνομα του οργανισμού αυτού είναι “Bureau van Dyk electronic publishing” και η διεύθυνση της βάσης τραπεζικών δεδομένων του στο διαδίκτυο ονομάζεται bankscope και μπορεί να βρεθεί στο http://bankscope.bvdep.com.

Ως χώρα εξέτασης αρχικά ορίστηκαν οι Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής αφού εκεί έχουμε πολύ μεγάλο αριθμό τραπεζικών ιδρυμάτων όλων των μεγεθών. Από τα οικονομικά δεδομένα των τραπεζών όπως αυτά φαίνονται στο bankscope, επελέγησαν τυχαία 270 τράπεζες, τυχαίου μεγέθους και από τυχαίες Πολιτείες. Για τις τράπεζες αυτές εξήχθησαν δεδομένα σε μορφή δεικτών, προερχόμενα από τα έτη 2003 και 2004. Επειδή όμως οι χρονιές αυτές ήταν ιδιαίτερα καλές για το αμερικάνικο τραπεζικό σύστημα, καμία τράπεζα δε βρέθηκε να έχει χρεοκοπήσει. Έτσι το δείγμα χρειάστηκε να συμπληρωθεί από χρεοκοπημένες τράπεζες από όλο τον κόσμο κοντά στις μελετώμενες χρονιές και από όσο το δυνατόν πλησιέστερες σε δύναμη οικονομίες, με αυτή των Ηνωμένων Πολιτειών. Χρεοκοπημένες τράπεζες από Γερμανία, Ιαπωνία, Βέλγιο αλλά και από αρκετές Ανατολικοευρωπαϊκές και Ασιατικές χώρες εμπλούτισαν το δείγμα. Συμπεριλήφθηκαν έτσι ακούσια και τραπεζικά δεδομένα από μεγάλες οικονομικές και πολιτικές κρίσεις της τελευταίας δεκαετίας (βλέπε ανατολικό-ασιατική οικονομική κρίση, πολιτικές κρίσεις σε ανατολικοευρωπαϊκά κράτη) Συνολικά δηλαδή υπάρχουν 293 τράπεζες, 23 εκ των οποίων χρεοκοπημένες και 270 υγιείς, μελετώμενες επί δύο χρόνια.

Για την μεταφορά των δεδομένων στα εξεταζόμενα μοντέλα πρόβλεψης, 11 δείκτες επιλέχτηκαν με βάση προηγούμενες εργασίες αλλά και μετά από βοήθεια ειδικών. Οι δείκτες αυτοί είναι οι εξής:

- Loan Loss Res / Gross Loans
- Equity / Total Assets
- Equity / Net Loans
- Cap Funds / Tot Assets
- Cap Funds / Net Loans
- Cap Funds / Liabilities
- Net Interest Margin
- Net Interest Revenue / Average Assets
- Return On Average Assets (ROAA)
- Return On Average Equity (ROAE)
- Net Loans / Total Assets

Τέλος ο ορίζοντας πρόβλεψης της μελέτης είναι ο ένας χρόνος νωρίτερα από την χρεοκοπία.

4.3 Επεξεργασία

Θέλοντας να κάνουμε μια όσο το δυνατόν πληρέστερη σύγκριση των ήδη υπαρχόντων μοντέλων πρόβλεψης που βρίσκονται σε χρήση και υπό εξέταση ανά τον κόσμο στις μέρες μας, θεωρήθηκε καλό να εξεταστούν τα παρακάτω μοντέλα-τεχνικές πρόβλεψης.

- Discriminant analysis
- Gombit
- Logit
- Probit
- Neural network
- Neural network QN

Στα μοντέλα logit, gombit, probit και στα δύο εξεταζόμενα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκε βελτιστοποίηση μέσω γενετικών αλγορίθμων. Μπορούν επομένως να θεωρηθούν και ως υβριδικά. Η διαφορά του δεύτερου νευρωνικού δικτύου από το πρώτο είναι ένα βήμα μεγαλύτερης βελτιστοποίησης. Το μέγεθος του πληθυσμού ορίστηκε στα 100 δείγματα ενώ οι μέγιστες γενεές και οι μέγιστες επαναλήψεις όσον αφορά τους γενετικούς ορίστηκαν σε 200 και για τις δυο περιπτώσεις αντίστοιχα.
Οφείλεται να αναφερθεί ότι το δείγμα σε κάθε περίπτωση χωρίστηκε σε δύο τμήματα: δεδομένα εκπαίδευσης (in sample) και δεδομένα επαλήθευσης (out of sample), με αναλογία 50%-50%.

Στις μελέτες πρόβλεψης μεγάλη σημασία παίζουν τα λεγόμενα σφάλματα τύπου I και II (type I και type II ή σφάλμα α και β αντίστοιχα). Ως τύπου I σφάλμα ορίζεται η πιθανότητα που υπάρχει να απορρίψουμε μία σωστή υπόθεση, ενώ ως σφάλμα τύπου II ορίζεται η πιθανότητα να δεχτούμε μία λάθος υπόθεση. Στη συγκεκριμένη περίπτωση σφάλμα τύπου I παρατηρείται όταν η τράπεζα από το δείγμα είναι υγιής και κατατάσεται από το μοντέλο ως χρεοκοπημένη. Αντίθετα, σφάλμα τύπου II έχουμε όταν μια χρεοκοπημένη τράπεζα κατατάσεται ως υγιής. Στη μελέτη αυτή το σφάλμα τύπου II είναι πιο σημαντικό και έχει μεγαλύτερο δυνητικό κόστος από το σφάλμα τύπου I αφού μια προς χρεοκοπία τράπεζα θα δημιουργήσει μεγαλύτερα προβλήματα αν δεν αναμένεται να χρεοκοπήσει από μία η οποία αναμένεται να χρεοκοπήσει ενώ τελικά επιζήσει. Μιλώντας με υπολογισμούς το σφάλμα τύπου I υπολογίζεται το ποσοστό επί του δείγματος του παρακάτω συνόλου :

$$F_2 = group0 - T_1$$

Όπου,
$group0$ οι υγιείς τράπεζες του δείγματος,
T_1 οι σωστά κατηγοριοποιημένες υγιείς τράπεζες και
F_2 το σύνολο των υγειών τραπεζών που έχουν καταταχτεί ως προς πτώχευση

Αντίστοιχα έχουμε τον υπολογισμό του σφάλματος τύπου II με βάση το παρακάτω σύνολο :

$$F_1 = group1 - T_2$$

Όπου,
$group1$ οι πτωχευμένες τράπεζες του δείγματος
T_2 οι σωστά κατηγοριοποιημένες πτωχευμένες τράπεζες και
F_1 το σύνολο των χρεοκοπημένων τραπεζών που έχουν αναγνωριστεί εσφαλμένα ως υγιείς

Τέλος, ο υπολογισμός των αποτελεσμάτων θα εξαχθεί με τη μορφή ποσοστών επιτυχούς κατηγοριοποίησης για κάθε μοντέλο τόσο με τα δεδομένα εκπαίδευσης και με τα δεδομένα επαλήθευσης όσο και για το ποσοστό συνολικής επιτυχημένης κατηγοριοποίησης.

Αναλυτικότερα το ποσοστό επιτυχούς κατηγοριοποίησης με τα δεδομένα εκπαίδευσης (in sample) ορίζεται ως :

$$percentagein = (\frac{T_1 + T_2}{groupin}) * 100$$

Όπου $groupin$ το σύνολο του in sample δείγματος.

Το ποσοστό επιτυχούς κατηγοριοποίησης του μοντέλου με βάση τα δεδομένα επαλήθευσης (out of sample) ορίζεται ως :

$$percentagein = (\frac{T_1 + T_2}{groupout}) * 100$$

Όπου $groupout$ το σύνολο του out of sample δείγματος.

Τέλος το συνολικό ποσοστό επιτυχών κατηγοριοποιήσεων του κάθε μοντέλου δίνεται από τον τύπο

$$Overall = (\frac{T_1 + T_2}{T_1 + F_2 + T_2 + F_1}) * 100$$

4.4 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν υψηλά ποσοστά ακρίβειας στις σωστές κατηγοριοποιήσεις και πιο συγκεκριμένα έχουμε τον παρακάτω πίνακα.

Ποσοστά επιτυχούς κατάταξης δείγματος

	in sample	out sample	overall
Discriminant	75.40	70.27	71.65
Gompit_ga	96.34	92.37	92.90
logit_ga	97.72	95.09	93.19
Probit_ga	97.23	95.44	93.28
NN_ga	98.12	96.24	94.49
NN_ga_QN	98.03	96.07	94.19

Στη συγκεκριμένη μελέτη το discriminant analysis μοντέλο έδωσε πολύ χαμηλά αποτελέσματα σε σχέση πάντα με όλα τα υπόλοιπα και αυτό δείχνει την αδυναμία του να εξάγει ασφαλή συμπεράσματα σχετικά με το μέλλον μιας τράπεζας. Εκτός από το ότι θεωρείται μια παλιά μέθοδος πρόβλεψης, βασίζεται πολύ στη στατιστική, με αποτέλεσμα να εξαρτάται από τις συμμεταβλητές μεταξύ των δεικτών και να παρουσιάζει ανακρίβειες σε μη γραμμικά προβλήματα.

Στην μετέπειτα εξελικτική πορεία των μοντέλων πρόβλεψης έρχονται τα μοντέλα gombit, logit και probit. Το gombit, φυσική συνέχεια του discriminant analysis μοντέλου έδωσε ένα σωστό ποσοστό κατηγοριοποιήσεων ίσο με 92.90% συνολικά, παρατηρείται όμως μια μεγάλη σχετικά ποσοστιαία διαφορά μεταξύ των αποτελεσμάτων με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης και των αποτελεσμάτων με τα δεδομένα επαλήθευσης. Τα επόμενα δυο μοντέλα logit και probit βελτιστοποιημένα με γενετικούς αλγόριθμους, έδωσαν πολύ καλά

αποτελέσματα με οριακή διαφορά μεταξύ τους (93.19% και 93.28% αντίστοιχα) τόσο με τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και με τα δεδομένα επαλήθευσης, δικαιώνοντας την χρήση τους τόσα χρόνια ως μοντέλα πρόβλεψης χρεοκοπίας τραπεζών και επιχειρήσεων. Τόσα χρόνια ερευνητές βελτιστοποιούσαν τα δυο αυτά μοντέλα μέχρι που η εξέλιξη των υπολογιστών έκανε δυνατή την χρήση των νευρωνικών δικτύων. Είναι λογικό λοιπόν να παράγουν πολύ καλά αποτελέσματα.

Τέλος παρατηρείται ότι τα νευρωνικά δίκτυα έδωσαν πολύ υψηλά ποσοστά ακριβών κατηγοριοποιήσεων όπως αναμενόταν άλλωστε, τόσο για τα δεδομένα εκπαίδευσης (in sample) όσο και για τα δεδομένα επαλήθευσης (out of sample). Τα συνολικά τους αποτελέσματα ήταν σχεδόν εφάμιλλα μεταξύ τους με ποσοστό 94.49% για το πρώτο(απλούστερο) νευρωνικό και 94.19% για το νευρωνικό με το επιπλέον βήμα βελτιστοποίησης. Να σημειωθεί ότι χωρίς την βελτιστοποίησή τους από γενετικούς τα νευρωνικά θα υστερούσαν έναντι παλιότερων μοντέλων τα οποία θα έκαναν χρήση της βελτιστοποίησης που τους παρείχαν οι γενετικοί αλγόριθμοι. Ωστόσο με την βοήθεια των γενετικών αλγορίθμων θεωρούνται ότι πιο σύγχρονο έχει να προσφέρει ο υπολογιστικός τομέας στην επιστήμη της πρόβλεψης. Περιέργως το δεύτερο νευρωνικό δίκτυο το οποίο είχε ένα βήμα βελτιστοποίησης παραπάνω από το πρώτο, ενώ υπερείχε έναντι των άλλων μεθόδων, υστέρησε ελαφρά έναντι της πιο απλής δομής του πρώτου νευρωνικού δικτύου. Αυτό διδάσκει ότι η πολυπλοκότητα ενός μοντέλου δεν σημαίνει πάντα ότι υπερέχει πάντα σε ένα δεδομένο πρόβλημα έναντι κάποιου άλλου απλούστερου.

Ενδεικτικά οι χρόνοι ολοκλήρωσης του “τρεξίματος” των δεδομένων δίνονται παρακάτω.

Χρόνοι επεξεργασίας αποτελεσμάτων ανά υπολογιστικό μοντέλο πρόβλεψης

model	minutes (toc)
Discriminant	0.1128
Gompit_ga	1.0574
logit_ga	1.6049
Probit_ga	1.0479
NN_ga	0.4995
NN_ga_QN	0.5297

Παρόλο που οι χρόνοι θεωρούνται γενικά μηδαμινοί ίσως με περισσότερα δεδομένα γίνουν υπολογίσιμοι. Δίνεται όμως προς το παρόν μια γενική εικόνα του χρόνου που χρειάζεται κάθε μοντέλο για να “τρέξει” με γρηγορότερο το στατιστικό discriminant μοντέλο και περισσότερο χρονοβόρο το logit_ga. Γενικώς τα νευρωνικά δεν παρουσίασαν μεγάλους χρόνους όπως ίσως περίμενε κάποιος.

5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε μια ιστορική ανασκόπηση σχετικά με τις μεθόδους που αναπτύχθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν στον αγώνα της πρόβλεψης χρεοκοπίας τραπεζών. Με το πέρασμα του καιρού ολοένα και νεώτερες τεχνικές-μοντέλα αναπτύσσονταν, με αποκορύφωμα αυτήν την περίοδο τα νευρωνικά δίκτυα.

Μια μελέτη που διεξάχθηκε με τραπεζικά δεδομένα από πολλές και διαφορετικές μεταξύ τους τράπεζες, έδειξε ότι ανάμεσα στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά κατέχουν την ηγετική θέση, βελτιστοποιούμενα μάλιστα από γενετικούς αλγορίθμους και ασαφή λογική. Πολλά μοντέλα έχουν δοκιμαστεί, κανένα όμως δεν στέκεται μόνο του στις μέρες μας αφού έχει αποδειχθεί πολλάκις ότι τα υβριδικά μοντέλα, αυτά δηλαδή που χρησιμοποιούν πάνω του ενός μοντέλου πρόβλεψης, καταφέρνουν πάντα να υπερέχουν έναντι των απλών. Έτσι και σε αυτή τη μελέτη-σύγκριση, τα υβριδικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων-γενετικών αλγορίθμων κατάφεραν σχεδόν το απόλυτο ποσοστό σε σωστές κατατάξεις τραπεζικών ιδρυμάτων. Καλό θα ήταν επίσης να μελετηθούν ακόμα περισσότερα υβριδικά μοντέλα.

Οφείλεται να τονιστεί ότι τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν ένα ψήγμα μόνο των δυνατοτήτων τους σε αυτά τα προβλήματα καθώς αναμένεται ακόμα να δείξουν τα πραγματικά τους προσόντα σε πιο δυσεπίλυτα προβλήματα.

Ακόμη πρέπει σύμφωνα με τον γράφοντα να οριστεί ένα θεωρητικό υπόβαθρο και μια μεθοδολογία πάνω στους δείκτες που χησιμοποιούνται για προβλήματα πρόβλεψης χρεοκοπίας, αφού όλες οι μελέτες που έχουν παρουσιαστεί κατά καιρούς εμφανίζουν διαφορετικούς δείκτες, ακόμη και αν πρόκειται για ίδια μοντέλα.

Τέλος, σημαντικό ρόλο στα αποτελέσματα παίζει η ποσότητα και η ποιότητα του δείγματος, αφού με ίδιο μοντέλο και διαφορετικά κάθε φορά δείγματα,παρουσιάζονται και διαφορετικά κάθε φορά αποτελέσματα. Πρέπει λοιπόν να συλλέγονται τα σώστα δεδομένα και να υπόκεινται στη σωστή επεξεργασία, πράγμα όχι πάντα και τόσο εύκολο αφού πολλές είναι οι φορές που τα τραπεζικά δεδομένα υπόκεινται σε αλλοιώσεις πριν την δημοσίευσή τους.

6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- W.L. Tung, C. Quek, P. Cheng, 2006. “GenSo-EWS: a novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures”. Neural Networks, vol. 17, pp. 567–587
- G.S. Ng, C. Quek, H. Jiang, 2008 “FCMAC-EWS: A bank failure early warning system based on a novel localized pattern learning and semantically associative fuzzy neural network”. Expert Systems with Applications, vol. 34, pp. 989–1003
- Ky Tam, 1991 “Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy”. OMEGA Int. J. of Mgmt Sci.. vol. 19, No. 5, pp. 429--445
- James Kolari, Dennis Glennon, Hwan Shin, Michele Caputo, 2002. “Predicting large US commercial bank failures”. Journal of Economics and Business, vol. 54, pp. 361–387
- P. Alam, D. Booth, K. Lee, T. Thordarson, 2000. “The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural networks for identifying potentially failing banks: an experimental study”. Expert Systems with Applications, vol. 18, pp. 185–199
- V. Ravi, H. Kurniawan, Peter Nwee Kok Thai, P. Ravi Kumar, 2008 “Soft computing system for bank performance prediction”. Applied Soft Computing, vol. 8, pp. 305–315
- P. Ravi Kumar, V. Ravi, 2007 “Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review”. European Journal of Operational Research, vol. 180, pp. 1–28
- Frederick D. Crowley and Antony L. Loviscek, 1990. “New Directions in Predicting Bank Failures: The Case of Small Banks”. North American Review of Economics & Finance, vol. 1(1) pp. 145-162
- Sung-Hwan Min, Jumin Lee, Ingoo Han, 2006 “Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction”. Expert Systems with Applications, vol. 31, pp. 652–660
- Gleb Lanine, Rudi Vander Vennet, 2006 “Failure prediction in the Russian bank sector with logit and trait recognition models”. Expert Systems with Applications, vol. 30, pp. 463–478
- Serpil Canbas, Altan Cabuk, Suleyman Bilgin Kilic, 2005 “Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case”. European Journal of Operational Research, vol. 166, pp. 528–546
- Franco Parisi, Carlos Maquieira and Antonino Parisi, 2004. “Bankruptcy in banks from Equador: Solvency versus panic theories”. Latin American Financial Markets: Developments in Financial Innovations International Finance Review, vol. 5, pp. 231–247
- Rebel A. Cole a, Jeffery W. Gunther, 1995 “Separating the likelihood and timing of bank failure”. Journal of Banking & Finance, vol. 19, pp. 1073-1089
- Arzum Erken Celik, Yalcin Karatepe, 2007 “Evaluating and forecasting banking crises through neural network models: An application for Turkish banking sector”. Expert Systems with Applications, vol. 33, pp. 809–815
- Muriel Perez, 1997. “Neural Networks applications in bankruptcy forecasting: A state of the art”.
- Ronald W. Spahr, 1989. “Predicting Bank Failures and Intertemporal Assessment of Bank Risk”. J BUSN RES, vol. 19, pp.179-185
- Dar-yeh Hwanc, Chenc F. Lee and K. Thomas Liaw, 1997. “Forecasting bank failures and deposit insurance premium”. International Review of Economics and Finance, vol. 6(3), pp. 317-334
- Carlos A. Molina, 2002. “Predicting bank failures using a hazard model: the Venezuelan banking crisis”. Emerging Markets Review, vol. 3, pp. 31-50
- Michael P. Niemiraa, Thomas L. Saaty, 2004 “An Analytic Network Process model for financial-crisis forecasting”. International Journal of Forecasting, vol. 20, pp. 573– 587
- Stephen W. Looney, James W. Wansley and William R. Lane, 1989. “An Examination of Misclassifications with Bank Failure Prediction Models”. J ECO BUSN, vol. 4, pp. 327-336
- Paola Bongini, Luc Laeven, Giovanni Majnoni, 2002. “How good is the market at assessing bank fragility? A horse race between different indicators”. Journal of Banking & Finance, vol. 26, pp. 1011–1028

- Desheng (Dash) Wu, Zijiang Yang, Liang Liang, 2006. “Efficiency analysis of cross-region bank branches using fuzzy data envelopment analysis”. Applied Mathematics and Computation, vol. 181, pp. 271–281
- Amir F. Atiya, 2001. “Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results”. IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, vol. 12, No. 4
- Rick L. Wilson and Ramesh Sharda, 1994. “Bankruptcy prediction using neural networks”. Decision Support Systems, vol. 11, pp. 545-557
- Timothy B. Bell, 1997. “Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model’s Ability to Predict Commercial Bank Failures”. INTELLIGENT SYSTEMS IN ACCOUNTING, FINANCE AND MANAGEMENT, vol. 6, pp. 249–264
- Kun Chang Lee, Ingoo Hart, Youngsig Kwon, 1996. “Hybrid neural network models for bankruptcy predictions”. Decision Support Systems, vol. 18, pp. 63-72
- Z. R. Yang, Marjorie B. Platt, Harlan D. Platt, 1999 “Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction”. Journal of Business Research, vol. 44, pp. 67–74
- Kyung-Shik Shin, Yong-Joo Lee, 2002. “A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modelling”. Expert Systems with Applications, vol. xx, pp. xxx–xxx
- Ignacio Olmeda and Eugenio Fernandez, 1997 “Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction”. Computational economics, vol. 10, pp. 317–335
- Moshe Leshno, Yishay Spector, 1996 “Neural network prediction analysis: The bankruptcy case”. Neurocomputing, vol. 10, pp. 125-147
- Chiang Kao, Shiang-Tai Liu, 2004 “Predicting bank performance with financial forecasts: A case of Taiwan commercial banks”. Journal of Banking & Finance, vol. 28, pp. 2353–2368
- Hongkyu Jo and Ingoo Han, 1996. “Integration of Case-Based Forecasting, Neural Network, and Discriminant Analysis for Bankruptcy Prediction”. Expert Systems With Applications, vol. II, No. 4, pp. 415-422
- Serpil Canbas, Altan Cabuk, Suleyman Bilgin Kilic, 2005 “Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case”. European Journal of Operational Research, vol. 166, pp. 528–546
- Anja Cielen, Ludo Peeters, Koen Vanhoof, 2004. “Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis”. European Journal of Operational Research, vol. 154, pp. 526–532
- Robert Craig West, 1985. “A factor-analytic approach to bank condition”. Journal of Banking and Finance, vol. 9, pp. 253-266
- Hongyu Jo and Ingoo Han, Hoonyoung Lee, 1997. “Bankruptcy Prediction Using Case-Based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis”. Expert Systems With Applications, vol. 13, No. 2, pp. 97-108
- Barbro Back, Telia Laitinen, Kaisa Sere, 1996. “Neural Networks and Genetic Algorithms for Bankruptcy Predictions”. Expert Systems With Applications, vol. 11, No. 4, pp. 407-413
- V. Ravi, C. Pramodh, 2007. “Threshold Accepting trained Principal Component Neural Network and Feature Subset Selection: Application to Bankruptcy Prediction in Banks”. Applied Soft Computing Journal
- Andreas Oelerich, Thorsten Poddig, 2006. “Evaluation of rating systems”. Expert Systems with Applications, vol. 30, pp. 437–447
- Peter Pille, Joseph C. Paradi, 2002 “Financial performance analysis of Ontario (Canada) Credit Unions: An application of DEA in the regulatory environment”. European Journal of Operational Research, vol. 139, pp. 339–350
- Site: “http://egnatia.ee.auth.gr/~imatz/ann_chapter1.html”
- Wikipedia, Site: “http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%93%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%84%CE%B9%CE%BA%CE%BF%CE%AF_%CE%91%CE%BB%CE%B3%CF%8C%CF%81%CE%B9%CE%B8%CE%BC%CE%BF%CE%B9”.
- Ευστράτιος Φ. Γεωργόπουλος, Σπυρίδων Δ. Λυκοθανάσης, 1999. “Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγορίθμους”.
- Paul D. McNelis, 2005. “Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market”, Elsevier

- Ζοπουνίδης Κων/νος, 2003. “Βασικές Αρχές και Σύγχρονα θέματα του Χρηματοοικονομικού Μάνατζμεντ”, Εκδ. Κλειδάριθμος

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

A/A	Όνομα τράπεζας	Έτος	Loan Loss Res / Gross Loans	Equity / Tot Assets	Equity / Net Loans	Cap Funds / Tot Assets	Cap Funds / Net Loans	Cap Funds / Liabilities	Net Interest Margin	Net Int Rev / Avg Assets	Return On Avg Assets (ROAA)	Return On Avg Equity (ROAE)	Net Loans / Tot Assets	country
1	1867 Western Financial Corporation	2003	2.61	11.09	17.51	11.09	17.51	12.47	4.16	3.78	1.7	15.45	63.3	us
2	1st American State Bank of Minnesota	2003	1.44	8.37	12.09	8.37	12.09	9.14	5.11	4.4	0.59	6.7	69.26	us
3	1ST BANK (previous name : First National Bank-West)	2003	1.19	7.42	18.54	7.42	18.54	8.01	4.27	3.89	1.75	23.12	39.99	us
4	1st Bank	2003	2.31	12.54	18.9	12.54	18.9	14.34	4.55	4.26	1.87	15.02	66.33	us
5	1st Bank & Trust	2003	1.2	9.64	16.26	9.64	16.26	10.67	5.26	4.7	2.64	27.02	59.3	us
6	1st Bank of Sea Isle City	2003	0.55	6.69	8.81	6.69	8.81	7.17	3.65	3.35	0.87	13.42	75.91	us
7	1st Bank of Troy	2003	2.06	11.14	25.9	11.14	25.9	12.53	3.5	3.39	0.48	4.27	42.99	us
8	1st Bank Oklahoma	2003	1.2	6.85	12.66	6.85	12.66	7.36	3.68	3.45	1.28	17.02	54.11	us
9	1st Bank Yuma	2003	1.21	12.26	14.66	12.26	14.66	13.98	4.84	4.52	0.71	5.37	83.67	us
10	1st Brookfield	2003	1.28	6.53	10.67	6.53	10.67	6.99	3.17	2.98	1.11	17.01	61.21	us
11	1st Centennial Bancorp	2003	1.11	11.95	16.15	11.95	16.15	13.57	7.13	6.31	0.9	7.79	73.99	us
12	1st Centennial Bank	2003	1.11	11.17	15.09	11.17	15.09	12.58	7.27	6.44	1.09	10.17	74.03	us
13	1st Choice Bancorp, Inc.	2003	0.82	7.34	10.96	7.34	10.96	7.92	4.27	4.02	1.07	14.67	66.98	us
14	1st Choice Bank	2003	0.82	7.31	10.92	7.31	10.92	7.89	4.27	4.02	1.07	14.73	66.99	us
15	1st Colonial National Bank	2003	1.15	8	14.37	8	14.37	8.69	3.51	3.23	0.47	5.53	55.65	us
16	1st Community Bank, Illinois	2003	0.93	7.66	15.27	7.66	15.27	8.29	2.95	2.73	0.71	9.89	50.14	us
17	1st Constitution Bancorp	2003	1	9.74	16.1	9.74	16.1	10.79	3.82	3.56	1.15	11.83	60.5	us
18	1st Constitution Bank	2003	1	9.66	15.95	9.66	15.95	10.69	3.92	3.66	1.21	12.61	60.53	us
19	1st Equity Bank	2003	1	9.26	11.16	9.26	11.16	10.2	3.24	3.2	1.73	18.06	82.94	us
20	1St Equity Bank Northwest	2003	0.9	33.65	70.45	33.65	70.45	50.71	0.13	0.12	-2.53	-7.53	47.76	us
21	1st Financial Bank	2003	1.4	10.41	13.47	10.41	13.47	11.62	3.56	3.11	-1.25	-12.21	77.3	us
22	1st Financial Bank USA	2003	9.44	19.38	57.73	19.38	57.73	24.04	32.49	20.94	4.46	24.58	33.58	us
23	1st Independence Bank (previous name : Independence Bank)	2003	1.06	10.91	12.69	10.91	12.69	12.25	4.5	4.02	0.96	9.56	85.96	us
24	1st Independence Financial Group, Inc (previous name : Harrodsburg First Financial Bancorp, Inc.)	2003	0.85	16.09	23.73	16.09	23.73	19.18	2.89	2.65	0.75	4.66	67.82	us
25	1st National Bank	2003	0.47	15.07	22.82	15.07	22.82	17.74	4.72	4.22	2.12	14.31	66.02	us
26	1st National Bank & Trust	2003	1	7.81	10.59	7.81	10.59	8.48	4.1	3.8	0.88	10.57	73.8	us

27	1st National Bank of South Florida	2003	1.06	9.81	20.55	9.81	20.55	10.87	4.15	3.76	0.71	7.11	47.73	us
28	1st National Community Bank	2003	1.14	9.7	19.27	9.7	19.27	10.74	4.84	4.23	0.85	8.13	50.31	us
29	1st Pacific Bank of California	2003	1.2	9.95	12	9.95	12	11.05	4.89	4.64	1.38	12.79	82.93	us
30	1st Regents Bank (previous name : 1st Regions Bank)	2003	1.13	17.49	23.69	17.49	23.69	21.2	5.7	4.97	1.25	6.45	73.84	us
31	1st Service Bank	2003	0.61	11.69	13.7	11.69	13.7	13.24	3.12	2.96	1.28	12.32	85.33	us
32	1st Source Bank	2003	3.07	10.46	15.39	10.46	15.39	11.68	3.68	3.28	0.62	6.1	67.94	us
33	1st Source Corporation	2003	3.06	9.45	14.17	11.15	16.71	12.54	3.47	3.07	0.57	5.66	66.69	us
34	1ST State Bancorp	2003	1.67	17.47	27.82	17.47	27.82	21.17	3.45	3.22	1.04	5.89	62.8	us
35	1st State Bank	2003	1.67	16.13	25.48	16.13	25.48	19.24	3.43	3.21	1.06	6.61	63.31	us
36	1st State Bank of Mason City	2003	1	10.44	18.56	10.44	18.56	11.66	2.81	2.66	0.54	5.2	56.25	us
37	1st Summit Bank	2003	1.36	7.98	14.95	8.28	15.5	9.03	3.54	3.36	1.12	14.15	53.4	us
38	1st United Bank, Florida	2003	2.58	11.36	19.61	11.36	19.61	12.81	2.87	2.68	-8.13	-77.99	57.91	us
39	1st United Bank, Minnesota	2003	1.05	7.88	11.72	7.88	11.72	8.55	3.82	3.58	2.38	31.15	67.23	us
40	21st Century Bank	2003	0.9	8.9	11.85	8.9	11.85	9.77	4.64	4.15	1.09	12.09	75.1	us
41	5 Star Bank	2003	6.02	14.47	36.33	14.47	36.33	16.91	4.58	4.31	0.81	5.8	39.82	us
42	A J Smith Federal Savings Bank	2003	1.24	12.24	18.74	12.24	18.74	13.95	3.21	2.87	0.62	4.98	65.3	us
43	AB & T National Bank (previous name : First Bank of Dothan, Inc.)	2003	5.92	17.08	29.52	17.08	29.52	20.59	0.96	0.79	0.2	1.39	57.84	us
44	Abacus Federal Savings Bank	2003	1.21	13.86	28.76	13.86	28.76	16.09	5.13	4.46	0.96	8.02	48.18	us
45	AbbyBank (previous name : Abbotsford State Bank)	2003	1.56	9.98	12.43	9.98	12.43	11.08	3.53	3.39	1.36	14.3	80.26	us
46	Abington Savings Bank, Pennsylvania	2003	0.4	8.81	14.6	8.81	14.6	9.66	2.87	2.73	0.68	7.42	60.32	us
47	Acacia Federal Savings Bank	2003	0.49	7.93	9.88	7.93	9.88	8.61	2.3	2.22	0.82	10.03	80.23	us
48	ACB Bank (previous name : ACB)	2003	2.25	10.25	13.06	10.25	13.06	11.42	4.01	3.72	1.12	11.63	78.47	us
49	Access Bank (previous name : Northwest Community Bank)	2003	0.98	8.6	11.91	8.6	11.91	9.41	5.39	4.49	0.43	4.74	72.24	us
50	Access National Bank	2003	1.17	9.06	10.74	9.06	10.74	9.96	4.03	3.78	1.54	19.43	84.34	us
51	Ackley State Bank	2003	1.73	9.33	14.84	9.33	14.84	10.29	3.22	2.99	1.01	10.62	62.88	us
52	Adams Bank & Trust	2003	1.81	7.95	10.64	7.95	10.64	8.63	5.18	4.69	0.87	11.01	74.66	us
53	Adams Co-operative Bank	2003	0.54	10.36	12.88	10.36	12.88	11.55	3.92	3.55	0.72	7	80.4	us
54	Adams County Bank	2003	1.11	10.15	13	10.15	13	11.3	3.72	3.43	1.21	11.7	78.07	us
55	Adams County National Bank	2003	0.96	7.66	16.19	7.66	16.19	8.3	3.07	2.84	1.32	15.94	47.34	us
56	Adams National Bank	2003	1.36	9.81	14.78	9.81	14.78	10.88	5.1	4.79	1.55	15.47	66.4	us

57	Adams State Bank	2003	1.25	23.61	41.35	23.61	41.35	30.91	4.57	4.34	1.85	8.06	57.1	us
58	Adrian Bank	2003	0.94	8.24	10.68	8.24	10.68	8.98	4.57	4.31	1.88	22.9	77.15	us
59	Adrian State Bank	2003	1.36	11	22.36	11	22.36	12.35	3.53	3.13	0.4	3.54	49.19	us
60	Advance Bank, Maryland	2003	1.13	10.55	18.79	10.55	18.79	11.8	6.14	5.44	-0.6	-4.7	56.17	us
61	Advantage Bank, Colorado	2003	1.04	12.52	14.15	12.52	14.15	14.31	5.35	5.11	0.74	5.94	88.45	us
62	Advantage Community Bank	2003	2.06	9.28	12.91	9.28	12.91	10.23	3.01	2.74	-0.18	-2.35	71.9	us
63	Affinity Bank of Pennsylvania	2003	1.99	68.01	10.98	68.01	10.98	12.33	0.36	0.35	-1.96	-17.84	16.14	us
64	AIG Federal Savings Bank	2003	0.22	6.14	17.43	6.14	17.43	6.55	2.52	2.48	0.72	9.8	35.24	us
65	AIMBank	2003	3.64	11.71	20.8	11.71	20.8	13.26	2.51	1.69	-0.37	-3.96	56.3	us
66	Alamosa State Bank (previous name : The Alamosa National Bank)	2003	1.16	8.13	12.47	8.13	12.47	8.85	5.1	4.62	2.23	27.94	65.19	us
67	Alaska Pacific Bank	2003	0.9	8.94	11.45	8.94	11.45	9.82	4.6	4.21	0.38	4.07	78.08	us
68	Albany Bank & Trust, National Association	2003	1.14	9.95	14.16	9.95	14.16	11.05	4.04	3.77	0.9	9.97	70.28	us
69	Albina Community Bank	2003	1.67	9.42	12.65	9.42	12.65	10.4	5.33	5.02	1.04	11.58	74.5	us
70	Alden State Bank, Michigan	2003	1.4	8.29	9.88	8.29	9.88	9.03	4.95	4.6	1.13	13.6	83.84	us
71	Alden State Bank, New York	2003	1.27	14.19	24.21	14.19	24.21	16.53	4.44	4.14	0.72	4.98	58.6	us
72	Algonquin State Bank, National Association	2003	1.35	13.29	31.49	13.29	31.49	15.32	3.53	3.29	1.38	10.26	42.2	us
73	Aliant Bank	2003	1.39	9.13	12.78	9.13	12.78	10.05	3.6	3.33	1.19	13.11	71.42	us
74	All America Bank	2003	0.91	6.41	11.72	6.41	11.72	6.85	4.37	3.89	1.04	15.41	54.7	us
75	Allegiance Bank of North America	2003	1.22	10.6	13.6	10.6	13.6	11.85	4.18	4.05	0.43	4.16	77.95	us
76	Allegiance Community Bank, New Jersey	2003	1.12	9.92	15.77	9.92	15.77	11.01	4.03	3.73	0.77	7.09	62.89	us
77	Allendale County Bank	2003	3.37	7.09	21.62	7.09	21.62	7.63	4.59	4.02	0.04	0.55	32.8	us
78	Alliance Bank (previous name : Greater Delaware Valley Savings Bank)	2003	1.29	9.39	16.79	9.39	16.79	10.36	3.27	3.06	0.58	6.15	55.91	us
79	Alliance Bank of Arizona	2003	1.66	9.14	16.38	9.14	16.38	10.06	1.83	1.66	-0.92	-10.03	55.78	us
80	Alliance Bank, Texas	2003	0.88	9.01	16.14	9.01	16.14	9.9	3.63	3.22	0.75	8.44	55.84	us
81	Alpine Bank	2003	0.86	9.54	12.11	9.54	12.11	10.55	5.87	5.25	1.67	17.77	78.75	us
82	Alton Bank	2003	1.15	15.25	33.58	15.25	33.58	18	4.13	3.9	1.34	8.75	45.42	us
83	Amalgamated Bank of Chicago	2003	1.48	8.39	15.94	8.39	15.94	9.15	3.46	3.18	0.65	6.67	52.61	us
84	Amcore Bank NA	2003	1.39	8.26	12.52	8.26	12.52	9	3.49	3.15	1.06	13.05	65.99	us
85	Amerasia Bank	2003	0.9	10.09	14.4	10.09	14.4	11.22	4.77	4.5	1.18	11.47	70.06	us
86	America West Bank	2003	1.35	12.17	17.86	12.17	17.86	13.86	4.24	4.08	1.4	11.74	68.12	us

87	America's Community Bank (previous name : First Country Bank)	2003	1.3	7.35	10.68	7.35	10.68	7.93	4.34	3.93	1	14	68.82	us
88	American Bank & Trust Wisconsin	2003	1.17	10.81	15.26	10.81	15.26	12.12	3.96	3.5	0.92	8.4	70.85	us
89	American Bank Center First (previous name : Bank Center First)	2003	1.06	12.17	19.09	12.17	19.09	13.85	4.44	3.86	0.97	7.64	63.74	us
90	American Bank of Commerce, Texas	2003	1.46	7.44	11.05	7.44	11.05	8.03	4.3	3.9	1.01	14.88	67.27	us
91	American Bank of Commerce, Utah	2003	1.58	10.81	16.68	10.81	16.68	12.12	6.16	5.51	0.45	3.71	64.8	us
92	American Bank of Missouri (previous name : Bank of Montgomery County)	2003	1.44	8.37	10.25	8.37	10.25	9.13	5.11	4.6	0.84	9.62	81.66	us
93	American Bank of Montana	2003	1.01	11.75	14.75	11.75	14.75	13.32	5.13	4.43	2.09	17.85	79.66	us
94	American Bank of New Jersey (previous name : American Savings Bank of NJ)	2003	0.52	8	11.51	8	11.51	8.69	2.43	2.33	0.4	5.69	69.46	us
95	American Bank of the North	2003	1.16	7.89	9.15	7.89	9.15	8.57	4.58	4.35	2.01	24.78	86.26	us
96	American Business Bank	2003	1.44	6.98	17.93	6.98	17.93	7.51	3.28	3.09	0.63	8.45	38.95	us
97	American City Bank of Tullahoma	2003	0.77	7.48	11.15	7.48	11.15	8.09	4.05	3.68	1.13	14.96	67.1	us
98	American Bank of Texas	2003	1.63	9.67	13.97	9.67	13.97	10.7	4.14	3.81	1.1	11.12	69.17	us
99	American Express Centurion Bank	2003	3.73	10.19	11.33	10.19	11.33	11.34	11.8	10.57	5.52	54.63	89.88	us
100	American National Bank (previous name : Western National Bank)	2003	3.51	7.13	13.14	7.13	13.14	7.68	3.58	3.3	-0.09	-1.14	54.25	us
101	American National Corporation, Nebraska	2003	1.32	8.41	11.07	8.41	11.07	9.18	4.7	4.28	2.13	24.42	75.98	us
102	American State Bank, Texas	2003	1.77	10.02	32.04	10.02	32.04	11.14	3.67	3.34	1.38	13.62	31.29	us
103	AmericanWest Bank	2003	1.42	10.19	12.05	10.19	12.05	11.35	7.08	6.4	1.61	16.37	84.56	us
104	Ameris Bank (previous name : American Banking Company)	2003	1.63	7.89	13.78	7.89	13.78	8.57	4.2	3.83	1.6	19.35	57.29	us
105	ANB CORP	2003	1.51	6.99	14.52	6.99	14.52	7.51	5.19	4.27	1.15	15.69	48.14	us
106	Anchor Bancorp, Inc.	2003	1.22	7.59	11.28	7.63	11.33	8.26	4.08	3.73	0.85	11.77	67.31	us
107	Arvest Bank	2003	1.73	9.9	14.63	9.9	14.63	10.99	4.35	3.83	0.65	6.94	67.67	us
108	Bank of Albuquerque, National Association	2003	2.65	7.46	35.75	7.46	35.75	8.06	2.69	2.45	0.6	7.86	20.87	us
109	Bank of America California, National Association	2003	0.15	79.76	209.87	79.76	209.87	394.11	2.26	2.15	1.23	1.43	38.01	us
110	Bank of America Oregon, National Association	2003	0.1	12.87	13.94	12.87	13.94	14.77	4.7	4.44	2.71	20.36	92.36	us
111	Bank of Colorado	2003	1.77	9.1	12.94	9.1	12.94	10.01	4.46	4.05	1.41	15.2	70.32	us
112	Bank of Florida Corporation (previous name : Bancshares of Florida, Inc.)	2003	0.78	9.53	10.68	9.53	10.68	10.54	2.74	2.55	-1.22	-12.76	89.3	us
113	Bank Of Highland Park Financial Corporation	2003	1.1	7.2	8.31	8.84	10.2	9.7	3.37	3.25	1.31	18.53	86.64	us

114	Bank of Internet USA	2003	0.29	8.94	9.97	8.94	9.97	9.81	1.93	1.87	0.8	9.28	89.59	us
115	Bank of Nevada (previous name : BankWest of Nevada)	2003	1.52	5.55	12.58	5.55	12.58	5.88	3.87	3.56	1.23	20.28	44.15	us
116	Bank of North Carolina	2003	1.5	8.57	10.62	8.57	10.62	9.38	4.04	3.62	1	11.93	80.7	us
117	Bank of North Georgia	2003	1.3	9.62	11.32	9.62	11.32	10.64	3.86	3.69	1.27	13.42	84.98	us
118	Bank of Smithtown	2003	1.04	8.71	10.81	8.71	10.81	9.54	4.84	4.45	1.81	22.21	80.52	us
119	Bank of the Cascades	2003	1.41	8.11	10.27	8.11	10.27	8.82	6.19	5.62	2.13	25.68	78.95	us
120	Bank of the Ozarks	2003	1.52	8.18	12.62	8.18	12.62	8.91	4.79	4.34	1.81	21.78	64.83	us
121	Bank of the Sierra	2003	1.1	8.73	11.59	8.73	11.59	9.56	5.7	4.86	1.48	16.79	75.3	us
122	Bank Rhode Island	2003	1.36	7.61	10.35	7.61	10.35	8.23	3.4	3.14	0.75	10.16	73.48	us
123	Bank Trust	2003	1.03	8.8	12.73	8.8	12.73	9.65	5.1	4.6	1.19	12.56	69.12	us
124	Bankers Trust Company, National Association	2003	0.91	6.45	10.77	6.45	10.77	6.9	3.17	2.78	0.9	14.31	59.92	us
125	BankNewport (previous name : Bank of Newport)	2003	1.15	9.47	19.21	9.47	19.21	10.46	3.13	2.95	0.76	8.03	49.31	us
126	BankPlus	2003	1.31	9.91	13.98	9.91	13.98	10.99	5.31	4.74	1.41	14.47	70.84	us
127	Banner Bank	2003	1.51	9.02	13.96	9.02	13.96	9.92	3.73	3.38	0.76	8.59	64.65	us
128	Barclays Bank Delaware (previous name : Juniper Bank)	2003	4.42	15.39	46.3	15.39	46.3	18.2	4.88	3.23	-5.97	-30.55	33.25	us
129	Baylake Bank	2003	1.7	8.41	11.66	8.41	11.66	9.18	3.69	3.32	0.96	11.27	72.14	us
130	Beacon Bancorp	2003	1.14	16.24	30.65	16.24	30.65	19.39	3.85	3.69	1.39	8.57	52.99	us
131	Berkshire Bank, Massachusetts	2003	1.13	8.68	13.42	8.68	13.42	9.51	3.58	3.35	0.8	8.68	64.69	us
132	Big Sandy Holding Company	2003	0.94	12.11	13.51	12.11	13.51	13.78	4.8	4.63	1.11	9.5	89.6	us
133	BMW Bank of North America	2003	1.65	10.48	10.76	10.48	10.76	11.71	4.16	4.1	4.53	46.36	97.38	us
134	Boiling Springs Savings Bank	2003	1.46	11.67	22.42	11.67	22.42	13.21	2.72	2.54	0.76	6.65	52.03	us
135	Borel Private Bank & Trust Company	2003	1.32	7.92	9.78	7.92	9.78	8.6	4.55	4.22	1.43	18	81.01	us
136	Boston Private Financial Holdings, Inc.	2003	1.25	10.73	14.74	10.73	14.74	12.02	3.68	3.37	1.09	10.83	72.75	us
137	Bremer Bank, National Association, Moorhead, Minnesota	2003	1.33	8.16	10.78	8.16	10.78	8.89	3.97	3.66	1.35	16.82	75.7	us
138	Bremer Bank, National Association, South St. Paul, Minnesota	2003	1.41	11.82	17.03	11.82	17.03	13.41	4.22	3.71	1.18	10.06	69.4	us
139	Bridgeview Bank Group (previous name : Bridgeview Bank and Trust Company)	2003	1.8	8.78	11.78	8.78	11.78	9.62	5.18	4.29	2.12	24.09	74.54	us
140	Bristol County Savings Bank	2003	1.14	15.51	29.01	15.51	29.01	18.35	3.85	3.69	1.38	8.93	53.45	us
141	Broadway Bank	2003	1.25	10	13.41	10.38	13.91	11.58	6.23	5.98	4.78	47.56	74.61	us

142	Broadway National Bank, Texas	2003	1.64	10.31	27.23	10.31	27.23	11.49	4.09	3.73	1.78	17.32	37.86	us
143	Bryn Mawr Bank Corporation	2003	1.33	11.14	13.59	11.14	13.59	12.54	4.76	4.24	1.58	14.38	81.96	us
144	Burke & Herbert Bank & Trust Company	2003	1.1	10.21	21.16	10.21	21.16	11.37	4.61	4.32	1.83	17.68	48.26	us
145	Busey Bank	2003	1.39	8.31	10.67	8.31	10.67	9.07	3.77	3.48	1.44	17.53	77.92	us
146	Cadence Bank NA (previous name : National Bank of Commerce)	2003	1.05	10.4	18.91	10.4	18.91	11.61	3.41	3.15	1.29	12.45	55.02	us
147	Capital Bank Corporation	2003	1.81	10.84	15.12	10.84	15.12	12.15	3.17	2.88	0.12	1.18	71.69	us
148	Capital City Bank, Florida	2003	0.93	10.57	14.66	10.57	14.66	11.82	4.92	4.37	1.4	13.62	72.12	us
149	Capitol Bancorp Ltd.	2003	1.37	12.45	15.08	12.45	15.08	14.22	5.12	4.65	0.94	8.33	82.54	us
150	Capmark Bank (previous name : GMAC Commercial Mortgage Bank)	2003	0	49.27	67.62	49.27	67.62	97.14	2.24	2.22	4.04	8.19	72.87	us
151	Cardinal Bank (previous name : Cardinal Bank, National Association)	2003	1.29	5.73	10.89	5.73	10.89	6.08	2.86	2.71	0.76	12.11	52.61	us
152	Cascade Bancorp	2003	1.41	8.39	10.67	8.39	10.67	9.16	6.18	5.61	2.12	24.67	78.67	us
153	Castle Bank, National Association	2003	1.38	11.51	17.58	11.51	17.58	13.01	3.75	3.3	1.02	8.78	65.48	us
154	Cathay General Bancorp Inc (previous name : Cathay Bancorp Inc)	2003	2	12.2	20.93	12.2	20.93	13.9	3.34	3.05	1.36	11.68	58.3	us
155	Center Financial Corporation	2003	1.24	9.38	13.44	9.38	13.44	10.35	3.93	3.54	1.26	14.43	69.78	us
156	Centerstate Banks Of Florida, Inc.	2003	1.17	8.53	12.7	8.53	12.7	9.33	3.69	3.31	0.48	5.72	67.18	us
157	Centier Bank	2003	1.06	8.52	13.93	8.52	13.93	9.31	3.8	3.43	1.45	17.29	61.13	us
158	Centra Bank, Inc.	2003	1.5	7.89	9.43	7.89	9.43	8.56	3.22	3.03	0.6	6.96	83.63	us
159	Central Bancshares, Inc., Kentucky	2003	1.29	8.23	10.58	8.23	10.58	8.96	3.87	3.58	1.14	14.02	77.74	us
160	Central Bank & Trust Co.	2003	1.3	8.74	11.33	8.74	11.33	9.58	3.99	3.69	1.23	13.74	77.17	us
161	Central Pacific Financial Corp. (previous name : CPB Inc)	2003	1.71	11.97	18.22	11.97	18.22	13.59	4.76	4.33	1.72	16.24	65.66	us
162	Citizens & Northern Bank	2003	1.16	9.7	19.42	9.7	19.42	10.74	3.24	3.05	1.38	14.26	49.96	us
163	Citizens Bank & Savings Company	2003	2.1	9.28	19.6	9.28	19.6	10.22	3.95	3.61	1.14	11.84	47.33	us
164	Citizens Bank and Trust Company, Missouri	2003	1.28	7.82	12.91	7.82	12.91	8.48	3.34	3.1	0.95	11.52	60.58	us
165	Citizens Business Bank	2003	1.21	9.37	20.71	9.37	20.71	10.34	3.99	3.72	1.53	17.13	45.23	us
166	Citizens First Bank, Florida	2003	1.68	6.95	21.54	6.95	21.54	7.46	3.56	3.3	1.07	15.85	32.24	us
167	Citizens First National Bank	2003	0.58	8.4	13.37	8.4	13.37	9.17	3.69	3.35	1.14	13.29	62.86	us
168	Citizens First Savings Bank	2003	1.25	11.79	13.66	11.79	13.66	13.37	3.67	3.42	1.14	9.54	86.33	us
169	Citizens National Banc Corp.	2003	1	11.09	20.52	11.14	20.6	12.53	3.43	3.18	1.48	13.33	54.06	us

170	City Bank, Texas	2003	1.01	9.82	12.7	9.82	12.7	10.89	4.69	4.1	1.13	11.02	77.33	us
171	City Bank, Washington	2003	1.96	24.63	29.5	24.63	29.5	32.68	6.22	5.73	3.09	12.95	83.49	us
172	City National Bank of West Virginia	2003	1.66	9.19	15.99	9.19	15.99	10.12	5.08	4.41	2.33	22.08	57.46	us
173	CNLBank	2003	1.11	7.84	11.33	7.84	11.33	8.51	3.94	3.74	0.28	3.31	69.17	us
174	CoBiz Bank (previous name : CoBiz Bank, National Association)	2003	1.31	7.57	11.1	7.57	11.1	8.19	4.49	4.25	1.18	15.38	68.21	us
175	Columbia Bancorp, Oregon	2003	1.4	10.54	13.31	10.54	13.31	11.79	6.35	5.56	1.74	16.95	79.21	us
176	Columbia Banking System, Inc.	2003	1.86	9.88	16.13	9.88	16.13	10.96	4.23	3.82	1.13	11.95	61.24	us
177	Commerce Bank and Trust Holding Company (previous name : Commerce Financial Corp)	2003	0.86	7.55	14.93	7.55	14.93	8.17	3.24	2.99	1.53	20.43	50.57	us
178	Commerce Bank, National Association	2003	1.67	5.88	16.51	5.88	16.51	6.25	4.35	3.9	0.68	11.6	35.63	us
179	Commerce Bank/Harrisburg National Association	2003	1.24	5.94	13.05	5.94	13.05	6.32	4.3	3.94	0.84	13.02	45.56	us
180	Commerce Bank/North	2003	1.32	6.16	22.44	6.16	22.44	6.56	3.81	3.42	1.69	26.19	27.44	us
181	Community Bancorp	2003	1.55	10.13	13.67	10.13	13.67	11.27	4.89	4.56	1.21	11.7	74.1	us
182	Community Bank & Trust, Georgia	2003	1.37	8.85	12.56	8.85	12.56	9.71	4.54	4.03	0.89	9.65	70.45	us
183	Community Bank Group (previous name : Lincoln State Bank)	2003	1.01	8.91	10.66	8.91	10.66	9.78	4.45	4.11	1.18	12.83	83.6	us
184	Community Bank of Nevada	2003	1.55	8.92	12.01	8.92	12.01	9.79	5.05	4.71	1.33	15.72	74.27	us
185	Community Bank, California	2003	1.8	8.83	14.14	8.83	14.14	9.68	4.41	4.14	1.15	13.13	62.44	us
186	Community Banks of Colorado	2003	0.29	8.68	9.52	8.68	9.52	9.5	4.47	4.14	1.45	17.58	91.13	us
187	Community Bankshares, Inc., Colorado	2003	0.58	11.41	13.06	11.41	13.06	12.89	4.49	4.04	0.71	6.54	87.37	us
188	Community Bankshares, Inc., Georgia	2003	1.39	9.32	13.28	9.32	13.28	10.28	4.68	4.15	0.83	8.78	70.21	us
189	Community First Bancshares, Inc., Tennessee	2003	1.2	9.02	11.81	9.02	11.81	9.91	4.86	4.39	0.71	7.98	76.36	us
190	CoreFirst Bank & Trust (previous name : Commerce Bank and Trust)	2003	0.86	8.07	15.96	8.07	15.96	8.78	3.47	3.21	1.77	22.46	50.58	us
191	Country Bank for Savings	2003	1.05	12.32	23.22	12.32	23.22	14.05	3.61	3.43	0.81	6.45	53.05	us
192	Countrywide Bank FSB (previous name : Countrywide Bank National Association)	2003	0.08	7.71	10.18	7.71	10.18	8.36	1.45	1.4	0.73	9.41	75.77	us
193	County Bank, California	2003	1.73	7.66	12.54	7.66	12.54	8.3	4.58	4.14	1.25	16.12	61.07	us
194	Crews Banking Corporation	2003	1.65	9.85	14.88	9.85	14.88	10.92	4.47	4.1	1.99	19.62	66.17	us
195	Cu Bank Shares, Inc.	2003	2.32	7.74	17.27	7.74	17.27	8.39	3.75	3.33	0.89	10.07	44.81	us
196	Dacotah Bank, South Dakota	2003	2.24	9.82	13.42	9.82	13.42	10.89	4.52	4.17	1.19	12.06	73.18	us
197	Dacotah Banks, Inc.	2003	2.31	9.88	14.22	9.88	14.22	10.96	4.25	3.87	1.07	10.76	69.48	us

198	Danvers Bancorp, Inc.	2003	1.36	8.27	11.72	8.27	11.72	9.01	3.95	3.6	0.29	3.58	70.58	us
199	DanversBank (previous name : Danvers Savings Bank)	2003	1.36	8.27	11.72	8.27	11.72	9.02	4.14	3.78	0.46	5.77	70.58	us
200	Discount Bancorp	2003	2.25	6.97	24.28	6.97	24.28	7.49	1.79	1.69	0.63	8.54	28.7	us
201	Doral Bank	2003	0.68	5.95	14.64	5.95	14.64	6.32	2.08	2	2.02	32.99	40.63	us
202	Durant Bancorp, Inc.	2003	1.11	10.95	14.04	10.95	14.04	12.29	4.85	4.38	2.15	19.74	77.95	us
203	Emprise Bank, Wichita, Kansas	2003	1.53	8.55	11.17	8.55	11.17	9.35	4.04	3.67	1.12	12.4	76.54	us
204	Eurobancshares, Inc.	2003	1.04	4.93	7.31	8.44	12.53	9.22	3.53	3.36	0.97	13.64	67.38	us
205	EverBank (previous name : First Alliance Bank)	2003	0.16	7.69	9.01	7.69	9.01	8.33	3.68	3.45	1.32	16.78	85.35	us
206	Exchange Bank, California	2003	1.49	9.42	13.88	9.42	13.88	10.4	5.65	5.02	1.32	13.62	67.88	us
207	Extraco Banks, National Association	2003	2.04	8.51	14.29	8.51	14.29	9.3	4.22	3.73	0.89	10.85	59.54	us
208	F&M Bancorporation Inc	2003	0.98	9.59	11.8	9.59	11.8	10.61	3.6	3.24	0.88	9.69	81.27	us
209	Fairfield County Bank (previous name : Fairfield County Bank Corp)	2003	0.97	9.81	11.11	9.81	11.11	10.88	4.59	4.23	0.99	10.14	88.35	us
210	Farmers & Merchants Bank of Central California	2003	2.13	9.63	13.99	9.63	13.99	10.65	4.46	4.01	1.4	14.56	68.81	us
211	Fidelity Bank (previous name : Community Bank of Dearborn)	2003	1.07	8.75	9.67	8.75	9.67	9.59	4.22	4.07	1.07	12.23	90.47	us
212	Fifth Third Bank (previous name : Old Kent Bank)	2003	1.5	9.29	14.2	9.77	14.94	10.83	4.38	4.06	1.79	19.77	65.39	us
213	Fifth Third Bank NA (previous name : Franklin National Bank)	2003	0.92	7	11.7	7.21	12.05	7.77	3.75	3.49	1.15	16.52	59.8	us
214	Fireside Bank (previous name : Fireside Thrift Company)	2003	5.43	14.1	17.11	14.1	17.11	16.42	15.27	14.66	2.22	15.85	82.45	us
215	First American Bank	2003	0.88	9.09	12.1	9.09	12.1	10	3.96	3.64	0.91	10.61	75.12	us
216	First Bank of Highland Park	2003	1.09	9.79	11.27	9.79	11.27	10.86	3.48	3.37	1.47	15.35	86.93	us
217	First California Bank	2003	1.47	7.17	11.8	7.17	11.8	7.72	5.31	4.79	0.96	12.68	60.72	us
218	First Citizens Banc Corp	2003	1.3	12.93	17.78	12.93	17.78	14.85	4.29	3.86	0.9	7.3	72.68	us
219	First Community Bancorp	2003	1.61	16.38	25.31	16.38	25.31	19.58	5.36	4.41	1.41	8.53	64.7	us
220	First County Bank, Connecticut	2003	1.2	10.07	13.57	10.07	13.57	11.2	4.22	3.83	0.97	10.06	74.2	us
221	First Fidelity Bank, National Association	2003	1.16	10.39	15.88	10.39	15.88	11.6	4.51	3.96	1.7	16.56	65.45	us
222	First Mariner Bank	2003	1.19	6.86	11.17	6.86	11.17	7.37	3.77	3.43	0.65	9.18	61.47	us
223	First Market Bank, FSB	2003	1.3	6.45	11.42	6.45	11.42	6.9	3.23	3.06	0.95	14.65	56.5	us
224	First Merchants Bank National Association	2003	1.32	7.56	10.91	7.56	10.91	8.18	3.54	3.22	2.06	25.93	69.3	us
225	First National Bank of Arizona	2003	0.62	9.41	10.67	9.41	10.67	10.38	5.47	4.91	2.79	32.17	88.14	us

226	First National Bank of Kansas, Overland Park, Kansas	2003	2.83	6.15	7.08	8.5	9.78	9.29	7.06	6.61	0.94	14.1	86.91	us
227	First National Bank of Nevada	2003	0.85	8.62	17.2	8.62	17.2	9.43	3.17	2.91	3.68	38.29	50.11	us
228	Fremont Bank	2003	0.87	8.02	11.71	8.02	11.71	8.72	4.16	3.76	1.82	23.61	68.49	us
229	Frontier Bank, Washington	2003	1.46	9.71	11.37	9.71	11.37	10.75	5.32	4.93	2.01	21.09	85.42	us
230	Gateway Bank & Trust Company	2003	1.19	9.54	13.1	9.54	13.1	10.55	3.41	3.03	0.49	4.95	72.86	us
231	Georgian Bank	2003	1.24	22.83	26.52	22.83	26.52	29.59	3.16	2.99	0.13	0.64	86.11	us
232	Gibraltar Private Bank & Trust Co (previous name : Gibraltar Bank, FSB)	2003	1	7.78	8.37	7.78	8.37	8.43	4.12	3.89	1.68	21.96	92.88	us
233	Great Southern Bank	2003	1.79	8.72	11.7	8.72	11.7	9.55	4.08	3.75	1.61	18.84	74.49	us
234	Great Western Bank, South Dakota	2003	1.22	9.07	11.92	9.07	11.92	9.97	5	4.6	1.84	20.28	76.05	us
235	Greater Bay Bank NA (previous name : Mid-Peninsula Bank)	2003	1.41	9.22	13.23	9.22	13.23	10.16	4.25	3.98	1.4	16.11	69.69	us
236	GreenBank (previous name : Greene County Bank)	2003	1.52	10.16	11.95	10.16	11.95	11.31	4.55	4.09	1.06	11.33	85.03	us
237	Guaranty Bank and Trust Company, Colorado	2003	1.1	8.44	10.99	8.44	10.99	9.22	4.9	4.58	1.12	13.42	76.78	us
238	Hancock Bank of Louisiana	2003	1.42	10.52	16.8	10.52	16.8	11.75	4.3	3.93	1.31	11.83	62.61	us
239	Hawthorn Bank (previous name : Citizens Union State Bank and Trust)	2003	1.25	13.31	21.49	13.31	21.49	15.36	3.66	3.2	0.98	6.98	61.95	us
240	Heartland Bank and Trust Company	2003	1.1	9.25	11.79	9.25	11.79	10.2	4.11	3.81	2.73	29.37	78.48	us
241	Heritage Bank of Commerce	2003	1.39	10.27	15.1	10.27	15.1	11.45	5.77	5.14	1.15	11.08	68.02	us
242	Hillcrest Bank	2003	1.2	8.98	12.11	8.98	12.11	9.86	3.3	3.13	1.23	13.69	74.12	us
243	Hills Bank and Trust Company	2003	1.43	9.16	12.44	9.16	12.44	10.08	3.45	3.23	1.26	13.87	73.63	us
244	Hinsdale Bank & Trust Company	2003	0.87	8.84	13.04	8.84	13.04	9.7	3.62	3.27	1.13	12.48	67.84	us
245	HomeStreet Bank	2003	1.15	9.61	11.35	9.61	11.35	10.63	4.79	4.32	1.36	15.69	84.66	us
246	Horizon Bank, National Association	2003	1.52	8.11	13.63	8.11	13.63	8.82	3.67	3.37	0.97	12.43	59.48	us
247	Horizon Bank, Washington	2003	1.51	13.18	17.49	13.18	17.49	15.18	4.5	4.16	1.59	12.09	75.34	us
248	Hudson Valley Bank, National Association (previous name : Hudson Valley Bank)	2003	1.59	8.5	20.06	8.5	20.06	9.29	3.84	3.61	1.53	17.5	42.38	us
249	Iberiabank	2003	1.29	9.74	14.7	9.74	14.7	10.8	4.13	3.74	1.37	14.53	66.28	us
250	Imperial Capital Bank	2003	2.14	12.5	15.17	12.5	15.17	14.28	4.98	4.77	1.93	15.92	82.39	us
251	ING Bank, fsb	2003	0.32	8.94	37	8.94	37	9.81	1.72	1.68	0.44	4.29	24.16	us
252	Integrity Bank, Georgia	2003	1.5	8.81	10.43	8.81	10.43	9.66	4.6	4.38	0.89	10.09	84.42	us
253	Inter National Bank	2003	1.14	6.83	14.6	6.83	14.6	7.33	4.39	3.99	1.75	24.9	46.77	us
254	Intervest National Bank	2003	1.11	9.36	13.2	9.36	13.2	10.33	3.57	3.44	1.26	13.77	70.91	us

255	Inwood National Bank	2003	0.94	10.89	15.09	10.89	15.09	12.23	4.79	4.32	2.32	21.89	72.21	us
256	IronStone Bank (previous name : Atlantic States Bank)	2003	1.16	14.59	16.44	14.59	16.44	17.08	3.8	3.47	-0.18	-1.22	88.74	us
257	Irwin Union Bank and Trust Company	2003	1.62	11.55	14.06	12.2	14.84	13.89	6.63	5.71	2.34	22.35	82.17	us
258	Keystone Nazareth Bank & Trust Company (previous name : Keystone Savings Bank)	2003	0.88	15.66	34.15	15.66	34.15	18.57	2.87	2.58	0.32	2.27	45.85	us
259	KleinBank (previous name : Preferred Bank)	2003	1.4	15.15	21.7	15.15	21.7	17.86	5.7	5.02	1.46	9.34	69.83	us
260	Lafayette Ambassador Bank	2003	1.15	7.73	12.05	7.73	12.05	8.38	3.64	3.43	1.4	18.35	64.13	us
261	Lake City Bank	2003	1.17	9.3	13.66	9.3	13.66	10.25	3.9	3.51	1.24	14.16	68.07	us
262	Lakeland Bank	2003	1.99	7.99	15.12	7.99	15.12	8.69	4.08	3.72	1.13	15.1	52.88	us
263	Leesport Bank	2003	1.21	8.05	13.59	8.05	13.59	8.76	3.35	3	1.18	13.62	59.23	us
264	Legacy TexasBank (previous name : Legacy Bank of Texas)	2003	1.62	10.03	14.89	10.03	14.89	11.15	4.69	4.04	1.15	11.41	67.37	us
265	Liberty Bank of Arkansas	2003	2.78	9.57	14.22	9.57	14.22	10.58	3.44	3.08	0.77	7.41	67.28	us
266	Lone Star National Bank	2003	0.9	6.87	11.68	6.87	11.68	7.38	3.82	3.55	1.31	18.34	58.83	us
267	Los Alamos National Bank	2003	0.98	7.82	10.56	7.82	10.56	8.48	4.31	3.76	1.46	18.9	74.01	us
268	Lydian Private Bank	2003	0.29	7.93	10.57	7.93	10.57	8.61	3.63	2.95	0.86	10.7	75	us
269	Macatawa Bank, Michigan	2003	1.39	9.38	11.47	9.38	11.47	10.35	4.14	3.78	1.12	12.8	81.81	us
270	MainSource Bank	2003	1.32	9.1	14.6	9.1	14.6	10.01	3.89	3.49	1.56	17.16	62.33	us
271	**Mezhcombank**	1997	5.57	13.93	64.17	13.93	64.17	16.18	-0.53	-0.38	3.6	28.61	21.71	rus
272	**Dopravna Banka, a.s.**	1997	8.11	16.02	43.01	16.02	43.01	19.08	-5.48	-4.38	0.45	2.7	37.25	rus
273	**Bankcoop Banca Generala de Credit si Promovare S.A. (previous name : Banca de Credit Cooperatist - Bankcoop S.A.)**	1996	3.12	7.84	12.65	7.84	12.65	8.5	2.88	2.33	3.11	35.52	61.94	ro
274	**Banca Turco-Romana SA**	1998	3.35	25.37	198.27	25.37	198.27	33.99	18.72	16.1	3.42	15.35	12.8	ro
275	**Agro Obrtnicka Banka d.d. Zagreb**	1996	7.22	14.5	32.36	14.5	32.36	16.96	4.32	3.89	0.19	1.07	44.81	ser
276	**Slovenska Kreditna Banka, a.s.**	1997	3.76	12.06	20.49	12.06	20.49	13.72	7.34	6.27	0.28	2.42	58.85	slo
277	**Kanda Shinkin Bank**	1999	13.69	-6.3	-8.11	20.07	58.91	55.96	2.29	2.19	-8.36	132.61	77.74	jp
278	**Jugobanka A.D., Beograd**	1997	13.73	6.67	42.75	6.67	42.75	7.15	3.87	3.38	-1.29	16.45	15.6	ser
279	**Gontard & Metallbank AG**	2000	8.52	7.82	12.38	11.11	17.6	12.5	1.42	1.4	1.43	18.31	63.16	ger
280	**Gradska Banka**	1996	8.52	14.6	20.22	14.6	20.22	17.1	4.71	3.9	0.39	2.68	72.22	cro
281	**Ishikawa Bank Ltd.**	2001	5.41	2.84	3.73	20.07	58.91	55.96	2.07	1.97	-4.44	-122.2	76.19	jp
282	**Joint-Stock Commercial Bank for Development of Local Industries-Mestbank**	2000	6.06	11.71	34.83	20.07	58.91	55.96	-0.55	-0.52	0.18	1.55	33.61	rus

283	**Glumina Banka d.d.**	1996	3.64	15.47	22.29	20.07	58.91	55.96	7.7	6.64	0.88	5.67	69.42	cro
284	**Europeloan Bank SA/NV**	2000	8.52	82.8	219.96	82.8	219.96	481.22	-0.66	-0.43	-45.69	-55.19	37.64	be
285	**Daehan Investment Banking Corp.**	1996	1.62	10.71	24.16	10.71	24.16	11.99	3.87	3.68	0.96	9.25	44.32	ko
286	**Sanyo Securities Co Ltd**	1996	8.52	16.37	32.57	20.07	58.91	55.96	-0.6	-0.45	-5.34	-26.45	50.27	jp
287	**Tokyo Shogin Credit Cooperative**	1999	4.76	2.71	3.83	20.07	58.91	55.96	1.16	1.12	0.43	15.85	70.81	jp
288	**Bank Staropolski S.A. w Poznaniu**	1996	8.52	5.8	41.33	5.8	41.33	6.15	4.12	3.86	0.1	1.88	14.03	pl
289	**Capital Bank of Latvia**	1996	60	8.12	44.19	9.09	58.91	10	15.71	13.36	3.61	44.44	0.65	lat
290	**Credit Bank plc**	1996	2.7	6.88	9.94	6.88	9.94	7.39	1.22	1.03	15.3	237.83	69.23	bg
291	**Devin Banka as**	1998	8.52	15.5	23.8	15.5	23.8	18.35	13.42	11.06	0.79	3.96	65.15	slk
292	**Kansai Kogin Credit Cooperative**	1999	2.16	3.77	4.66	20.07	58.91	55.96	1.64	1.56	0.23	6.03	81.03	jp
293	**Promdei Banka d.d.**	1996	0	68.26	112.92	68.26	112.92	215.1	0.31	0.25	0.04	0.06	60.45	cro
294	1867 Western Financial Corporation	2004	2.23	11.81	17.72	11.81	17.72	13.39	4.77	4.28	1.22	10.67	66.63	us
295	1st American State Bank of Minnesota	2004	1.5	7.61	11.61	7.61	11.61	8.24	4.82	4.22	0.3	3.8	65.58	us
296	1ST BANK (previous name : First National Bank-West)	2004	1.4	6.98	19.11	6.98	19.11	7.51	4.06	3.76	1.87	26.06	36.53	us
297	1st Bank	2004	0.94	13.39	19.96	13.39	19.96	15.46	4.41	4.13	2.07	15.95	67.1	us
298	1st Bank & Trust	2004	1.19	9.1	15.46	9.1	15.46	10.01	5.07	4.51	2.41	25.72	58.86	us
299	1st Bank of Sea Isle City	2004	0.51	7.24	8.98	7.24	8.98	7.8	3.75	3.46	0.86	12.36	80.56	us
300	1st Bank of Troy	2004	2.12	10.85	25.04	10.85	25.04	12.17	3.38	3.26	0.43	3.91	43.35	us
301	1st Bank Oklahoma	2004	1.28	8.15	14.64	8.15	14.64	8.88	3.85	3.61	1.05	13.94	55.7	us
302	1st Bank Yuma	2004	1.1	12.06	14.02	12.06	14.02	13.71	5.36	5.06	1.26	10.41	86.01	us
303	1st Brookfield	2004	1.25	5.12	7.2	5.12	7.2	5.4	3.49	3.28	0.71	12.43	71.09	us
304	1st Centennial Bancorp	2004	1.33	7.85	9.09	7.85	9.09	8.52	7.28	6.68	0.99	10.34	86.36	us
305	1st Centennial Bank	2004	1.33	10.96	12.66	10.96	12.66	12.31	7.5	6.89	1.23	11.15	86.58	us
306	1st Choice Bancorp, Inc.	2004	1.04	7.8	11.12	7.8	11.12	8.46	4.3	4.06	1.24	16.34	70.19	us
307	1st Choice Bank	2004	1.04	7.78	11.08	7.78	11.08	8.43	4.3	4.06	1.24	16.41	70.2	us
308	1st Colonial National Bank	2004	1.25	11.79	20.99	11.79	20.99	13.37	3.37	3.16	0.51	5.05	56.17	us
309	1st Community Bank, Illinois	2004	0.94	7.44	13.28	7.44	13.28	8.04	3.45	3.2	1.16	15.4	56	us
310	1st Constitution Bancorp	2004	0.91	7.98	12.26	7.98	12.26	8.67	4.22	3.96	1.22	13.86	65.08	us
311	1st Constitution Bank	2004	0.91	9.37	14.39	9.37	14.39	10.34	4.31	4.05	1.28	13.47	65.1	us
312	1st Equity Bank	2004	0.94	9.28	10.35	9.28	10.35	10.23	3.12	3.06	1.72	18.51	89.66	us
313	1St Equity Bank Northwest	2004	0.94	20.44	25.47	20.44	25.47	25.69	3.3	3.06	-0.6	-2.36	80.24	us

314	1st Financial Bank	2004	1.24	13.55	17.61	13.55	17.61	15.67	3.81	3.34	2.07	17.36	76.92	us
315	1st Financial Bank USA	2004	9.63	19.66	60.55	19.66	60.55	24.47	32.82	18.79	0.28	1.41	32.47	us
316	1st Independence Bank (previous name : Independence Bank)	2004	1.07	14.02	17.68	14.02	17.68	16.31	3.55	3.2	0.01	0.05	79.3	us
317	1st Independence Financial Group, Inc (previous name : Harrodsburg First Financial Bancorp, Inc.)	2004	1.17	11.72	14.9	11.72	14.9	13.28	3.12	2.85	-0.41	-3.07	78.66	us
318	1st National Bank	2004	0.39	13.25	19.97	13.25	19.97	15.27	4.6	4.18	1.46	10.35	66.32	us
319	1st National Bank & Trust	2004	1	8.42	11.45	8.42	11.45	9.19	4.12	3.85	1.08	13.32	73.52	us
320	1st National Bank of South Florida	2004	0.76	9.73	16.18	9.73	16.18	10.78	4.39	3.96	0.88	9	60.14	us
321	1st National Community Bank	2004	1.13	9.34	18.98	9.34	18.98	10.3	4.66	4.01	0.86	9.03	49.2	us
322	1st Pacific Bank of California	2004	1.2	9.39	10.57	9.39	10.57	10.37	5.01	4.77	0.69	7.2	88.83	us
323	1st Regents Bank (previous name : 1st Regions Bank)	2004	1.2	13.29	17.82	13.29	17.82	15.33	5.64	5.11	1.08	7.16	74.57	us
324	1st Service Bank	2004	0.64	8.42	8.79	8.42	8.79	9.19	3.33	3.19	0.45	4.64	95.72	us
325	1st Source Bank	2004	2.77	10.27	15.94	10.27	15.94	11.44	3.35	3.07	0.88	8.45	64.41	us
326	1st Source Corporation	2004	2.73	9.17	14.38	9.17	14.38	10.09	3.16	2.86	0.72	7.79	63.75	us
327	1ST State Bancorp	2004	1.67	17.79	28.34	17.79	28.34	21.64	3.43	3.21	0.97	5.49	62.79	us
328	1st State Bank	2004	1.67	16.64	26.29	16.64	26.29	19.95	3.4	3.19	0.99	6.02	63.27	us
329	1st State Bank of Mason City	2004	1.04	12.31	20.08	12.31	20.08	14.03	3.14	2.97	0.85	7.48	61.29	us
330	1st Summit Bank	2004	1.39	8.42	15.81	8.69	16.31	9.51	3.45	3.26	1.15	13.96	53.24	us
331	1st United Bank, Florida	2004	1.48	11.49	18.6	11.49	18.6	12.99	4.23	3.8	-3.41	-29.81	61.81	us
332	1st United Bank, Minnesota	2004	0.86	7.68	11	7.68	11	8.32	4.06	3.81	1.9	24.48	69.82	us
333	21st Century Bank	2004	1.35	10.02	12.13	10.02	12.13	11.13	4.28	3.85	1.95	20.35	82.55	us
334	5 Star Bank	2004	4.29	14.9	33.01	14.9	33.01	17.52	4.58	4.3	0.82	5.55	45.16	us
335	A J Smith Federal Savings Bank	2004	1.12	10.37	17.2	10.37	17.2	11.57	3.28	2.94	0.64	5.67	60.27	us
336	AB & T National Bank (previous name : First Bank of Dothan, Inc.)	2004	2.38	26.09	46.39	26.09	46.39	35.29	5.44	4.05	0.39	1.77	56.23	us
337	Abacus Federal Savings Bank	2004	1.38	14.87	33.48	14.87	33.48	17.47	4.64	3.98	0.87	6.04	44.42	us
338	AbbyBank (previous name : Abbotsford State Bank)	2004	1.5	9.3	11.99	9.3	11.99	10.25	3.57	3.41	1.22	12.71	77.54	us
339	Abington Savings Bank, Pennsylvania	2004	0.34	12.28	21.43	12.28	21.43	14	2.67	2.51	0.69	6.43	57.3	us
340	Acacia Federal Savings Bank	2004	0.48	8.6	9.7	8.6	9.7	9.41	2.48	2.4	0.88	10.68	88.64	us
341	ACB Bank (previous name : ACB)	2004	1.36	9.34	11.65	9.34	11.65	10.3	4.2	3.83	1.81	18.54	80.21	us
342	Access Bank (previous name : Northwest Community Bank)	2004	1.15	10.48	13.09	10.48	13.09	11.71	6.65	5.7	1.5	15.57	80.07	us

343	Access National Bank	2004	1.22	7.43	9.59	7.43	9.59	8.02	3.84	3.59	1.12	13.96	77.43	us
344	Ackley State Bank	2004	1.29	8.78	13.52	8.78	13.52	9.63	3.39	3.13	1.02	11.33	64.99	us
345	Adams Bank & Trust	2004	1.9	8.3	10.67	8.3	10.67	9.05	5.32	4.83	0.84	10.28	77.8	us
346	Adams Co-operative Bank	2004	0.52	10.18	12.34	10.18	12.34	11.34	3.85	3.5	0.65	6.36	82.52	us
347	Adams County Bank	2004	1.06	10.09	12.07	10.09	12.07	11.22	4	3.69	1.38	13.63	83.6	us
348	Adams County National Bank	2004	0.89	7.18	15.07	7.18	15.07	7.74	3.02	2.78	0.93	12.56	47.65	us
349	Adams National Bank	2004	1.42	9.85	13.92	9.85	13.92	10.93	5.16	4.9	1.61	16.33	70.74	us
350	Adams State Bank	2004	1.26	26.25	43.26	26.25	43.26	35.59	4.51	4.29	1.55	6.21	60.68	us
351	Adrian Bank	2004	1.13	7.91	10.47	7.91	10.47	8.58	4.31	4.12	1.73	21.43	75.49	us
352	Adrian State Bank	2004	0.59	10.78	20.33	10.78	20.33	12.08	3.71	3.28	0.6	5.54	53.03	us
353	Advance Bank, Maryland	2004	0.99	11.61	20.11	11.61	20.11	13.14	4.32	3.83	0.03	0.29	57.74	us
354	Advantage Bank, Colorado	2004	1.02	9.69	10.69	9.69	10.69	10.74	5.43	5.14	0.93	8.59	90.65	us
355	Advantage Community Bank	2004	1.66	9.47	13.1	9.47	13.1	10.47	3	2.74	0.48	5.13	72.33	us
356	Affinity Bank of Pennsylvania	2004	1.37	42.7	11.68	42.7	11.68	13.23	1.67	1.63	-0.58	-5.11	27.36	us
357	AIG Federal Savings Bank	2004	0.09	5.92	8.3	5.92	8.3	6.3	3.9	3.74	1.02	17	71.36	us
358	AIMBank	2004	1.97	8.78	13.92	8.78	13.92	9.62	4.52	3.84	0.91	9.25	63.03	us
359	Alamosa State Bank (previous name : The Alamosa National Bank)	2004	1.23	8.58	12.3	8.58	12.3	9.39	5.13	4.7	1.72	20.6	69.79	us
360	Alaska Pacific Bank	2004	0.85	9.33	10.96	9.33	10.96	10.28	5.06	4.66	0.5	5.42	85.06	us
361	Albany Bank & Trust, National Association	2004	0.95	8.95	13.41	8.95	13.41	9.84	3.96	3.65	1	10.68	66.77	us
362	Albina Community Bank	2004	1.44	9.16	12.14	9.16	12.14	10.08	5.16	4.8	0.4	4.33	75.41	us
363	Alden State Bank, Michigan	2004	1.54	8.89	10.48	8.89	10.48	9.76	5.15	4.81	1.17	13.55	84.9	us
364	Alden State Bank, New York	2004	1.74	13.38	22.31	13.38	22.31	15.44	4.27	4.03	0.5	3.65	59.96	us
365	Algonquin State Bank, National Association	2004	1.33	13.26	29.31	13.26	29.31	15.28	3.28	3.06	0.81	6.14	45.24	us
366	Aliant Bank	2004	1.4	9.28	12.83	9.28	12.83	10.22	3.8	3.52	1.29	14.01	72.31	us
367	All America Bank	2004	0.97	6.34	10.68	6.34	10.68	6.77	4.77	4.19	0.9	14.13	59.34	us
368	Allegiance Bank of North America	2004	1.15	10.52	11.47	10.52	11.47	11.75	4.52	4.38	0.56	5.29	91.7	us
369	Allegiance Community Bank, New Jersey	2004	0.92	8.92	12.51	8.92	12.51	9.79	3.99	3.77	1.2	12.86	71.29	us
370	Allendale County Bank	2004	3.02	7.16	19.76	7.16	19.76	7.71	4.86	4.28	0.24	3.35	36.22	us
371	Alliance Bank (previous name : Greater Delaware Valley Savings Bank)	2004	1.22	9.17	16.67	9.17	16.67	10.1	3.29	3.07	0.56	6.04	55.03	us
372	Alliance Bank of Arizona	2004	1.46	9.37	13.52	9.37	13.52	10.34	4.25	3.93	0.33	3.5	69.3	us

373	Alliance Bank, Texas	2004	0.87	9.82	16.22	9.82	16.22	10.89	3.89	3.47	0.9	9.52	60.52	us
374	Alpine Bank	2004	0.82	9.28	11.57	9.28	11.57	10.23	5.59	5.06	1.62	17.2	80.24	us
375	Alton Bank	2004	1.26	15.42	33.18	15.42	33.18	18.24	4.19	3.98	1.76	11.47	46.48	us
376	Amalgamated Bank of Chicago	2004	1.5	7.94	15.99	7.94	15.99	8.62	3.36	3.12	0.66	8.03	49.65	us
377	Amcore Bank NA	2004	1.24	7.89	11.81	7.89	11.81	8.56	3.66	3.33	1.11	13.78	66.79	us
378	Amerasia Bank	2004	0.88	10.57	13.43	10.57	13.43	11.82	4.76	4.5	1.14	11.01	78.68	us
379	America West Bank	2004	1.5	10.85	15.58	10.85	15.58	12.17	5.24	5.07	1.97	17.2	69.66	us
380	America's Community Bank (previous name : First Country Bank)	2004	1.24	7.48	9.58	7.48	9.58	8.09	4.48	4.06	0.84	11.33	78.08	us
381	American Bank & Trust Wisconsin	2004	1.22	10.75	14.76	10.75	14.76	12.04	3.86	3.44	1.06	9.87	72.84	us
382	American Bank Center First (previous name : Bank Center First)	2004	1.12	11.32	16.56	11.32	16.56	12.77	4.34	3.85	0.88	7.52	68.38	us
383	American Bank of Commerce, Texas	2004	1.08	6.92	9.17	6.92	9.17	7.44	4.38	4.03	0.85	11.81	75.5	us
384	American Bank of Commerce, Utah	2004	1.67	12.3	15.46	12.3	15.46	14.02	6.9	6.26	0.82	7.06	79.55	us
385	American Bank of Missouri (previous name : Bank of Montgomery County)	2004	1.68	11.85	16.13	11.85	16.13	13.45	6.01	5.28	1.17	11.36	73.5	us
386	American Bank of Montana	2004	1.01	10.98	13.26	10.98	13.26	12.34	5.23	4.54	2.23	19.62	82.8	us
387	American Bank of New Jersey (previous name : American Savings Bank of NJ)	2004	0.51	7.86	10.55	7.86	10.55	8.52	2.63	2.51	0.56	7.12	74.45	us
388	American Bank of the North	2004	1.11	8.37	9.23	8.37	9.23	9.13	4.32	4.11	2.07	25.37	90.62	us
389	American Business Bank	2004	1.54	6.28	19.06	6.28	19.06	6.7	3.6	3.41	0.84	12.67	32.96	us
390	American City Bank of Tullahoma	2004	0.75	16.04	24.58	16.04	24.58	19.11	2.33	2.05	0.68	5.6	65.26	us
391	American Bank of Texas	2004	1.75	10.3	14.67	10.3	14.67	11.49	4.21	3.89	1.19	11.91	70.26	us
392	American Express Centurion Bank	2004	3.03	10.9	13.91	10.9	13.91	12.23	13.64	12.22	6.34	60.62	78.39	us
393	American National Bank (previous name : Western National Bank)	2004	1.83	7.6	11.52	7.6	11.52	8.22	5.48	5.07	2.21	29.68	65.95	us
394	American National Corporation, Nebraska	2004	1.27	8.62	11.17	8.62	11.17	9.43	4.14	3.82	2.07	24.26	77.18	us
395	American State Bank, Texas	2004	1.72	10.15	29	10.15	29	11.3	3.63	3.33	1.3	12.91	35	us
396	AmericanWest Bank	2004	1.99	10.85	12.5	10.85	12.5	12.17	6.61	5.95	0.96	9.16	86.75	us
397	Ameris Bank (previous name : American Banking Company)	2004	1.59	8.3	11.48	8.3	11.48	9.06	4.47	4.11	1.61	19.9	72.35	us
398	ANB CORP	2004	1.51	7.69	14.79	7.69	14.79	8.34	4.85	4.13	1.17	15.96	52.01	us
399	Anchor Bancorp, Inc.	2004	1.31	7.04	9.86	7.05	9.87	7.58	4.2	3.87	0.9	12.27	71.41	us

400	Arvest Bank	2004	1.52	9.82	13.73	9.82	13.73	10.89	4.3	3.74	0.97	9.84	71.55	us
401	Bank of Albuquerque, National Association	2004	2.07	7.89	33.21	7.89	33.21	8.56	2.51	2.3	0.67	8.67	23.75	us
402	Bank of America California, National Association	2004	0.1	6.8	8.65	6.8	8.65	7.29	3.84	3.72	2.13	18.29	78.6	us
403	Bank of America Oregon, National Association	2004	0.1	11.31	16.1	11.31	16.1	12.75	3.95	3.79	2.26	18.74	70.22	us
404	Bank of Colorado	2004	1.63	9.46	13.1	9.46	13.1	10.44	4.36	3.97	1.34	14.41	72.18	us
405	Bank of Florida Corporation (previous name : Bancshares of Florida, Inc.)	2004	0.87	9.94	12.95	10.42	13.57	11.63	3.28	3.05	-0.9	-9.14	76.75	us
406	Bank Of Highland Park Financial Corporation	2004	1.11	7.55	8.62	9.01	10.28	9.9	3.18	3.07	1.29	17.39	87.67	us
407	Bank of Internet USA	2004	0.29	7.43	9.08	7.43	9.08	8.02	2.02	1.95	0.75	9.37	81.82	us
408	Bank of Nevada (previous name : BankWest of Nevada)	2004	1.25	5.79	11.71	5.79	11.71	6.14	4.21	3.84	1.44	25.34	49.45	us
409	Bank of North Carolina	2004	1.29	9.17	10.92	9.17	10.92	10.09	3.72	3.37	0.88	9.82	83.95	us
410	Bank of North Georgia	2004	1.34	9.45	10.93	9.45	10.93	10.44	4.38	4.2	1.39	14.63	86.49	us
411	Bank of Smithtown	2004	0.86	8.43	10.08	8.43	10.08	9.21	4.68	4.3	1.71	20	83.62	us
412	Bank of the Cascades	2004	1.2	10.33	12.25	10.33	12.25	11.52	5.83	5.29	1.86	19.83	84.32	us
413	Bank of the Ozarks	2004	1.42	7.88	12.13	7.88	12.13	8.55	4.56	4.12	1.81	22.62	64.98	us
414	Bank of the Sierra	2004	1.27	8.82	12.77	8.82	12.77	9.67	5.73	5.03	1.61	18.33	69.07	us
415	Bank Rhode Island	2004	1.34	7.54	10.68	7.54	10.68	8.16	3.62	3.36	0.82	10.87	70.62	us
416	Bank Trust	2004	1.03	9.47	13.07	9.47	13.07	10.46	5.07	4.6	1.44	15.64	72.46	us
417	Bankers Trust Company, National Association	2004	0.9	6.72	9.82	6.72	9.82	7.21	3.37	3	1.01	15.28	68.42	us
418	BankNewport (previous name : Bank of Newport)	2004	1.02	9.39	17.78	9.39	17.78	10.36	3.27	3.07	0.8	8.46	52.78	us
419	BankPlus	2004	1.23	9.6	13.07	9.6	13.07	10.61	5.03	4.5	1.42	14.56	73.4	us
420	Banner Bank	2004	1.41	9.15	12.82	9.15	12.82	10.07	3.93	3.6	0.81	8.94	71.34	us
421	Barclays Bank Delaware (previous name : Juniper Bank)	2004	5.09	17.93	20.71	17.93	20.71	21.84	2.03	1.81	-11.05	-63.41	86.58	us
422	Baylake Bank	2004	1.38	8.43	11.81	8.43	11.81	9.21	3.93	3.56	1.18	13.98	71.41	us
423	Beacon Bancorp	2004	1.1	16.71	29.2	16.71	29.2	20.07	3.78	3.63	1.71	10.4	57.25	us
424	Berkshire Bank, Massachusetts	2004	1.11	8.95	14.28	8.95	14.28	9.82	3.45	3.22	0.87	9.83	62.63	us
425	Big Sandy Holding Company	2004	0.97	5.48	5.93	5.48	5.93	5.8	4.5	4.37	1.28	16.06	92.48	us
426	BMW Bank of North America	2004	1.03	9.06	9.35	9.06	9.35	9.96	3.09	3.05	2.29	23.76	96.85	us
427	Boiling Springs Savings Bank	2004	1.33	12.38	21.69	12.38	21.69	14.12	3.39	3.13	0.94	7.83	57.06	us
428	Borel Private Bank & Trust Company	2004	1.29	8.08	9.74	8.08	9.74	8.79	4.65	4.41	1.3	16.26	82.93	us

429	Boston Private Financial Holdings, Inc.	2004	1.22	9.85	14.23	9.85	14.23	10.93	3.68	3.27	1.28	12.58	69.23	us
430	Bremer Bank, National Association, Moorhead, Minnesota	2004	1.23	7.8	10.87	7.8	10.87	8.46	4.88	4.54	1.54	19.38	71.82	us
431	Bremer Bank, National Association, South St. Paul, Minnesota	2004	1.29	11.7	15.6	11.7	15.6	13.25	4.03	3.63	1.09	9.27	74.97	us
432	Bridgeview Bank Group (previous name : Bridgeview Bank and Trust Company)	2004	1.67	9.05	10.88	9.05	10.88	9.96	4.76	4.18	1.12	12.49	83.25	us
433	Bristol County Savings Bank	2004	1.1	16.01	27.73	16.01	27.73	19.06	3.79	3.64	1.71	10.87	57.73	us
434	Broadway Bank	2004	1.27	11.73	15.27	12.08	15.73	13.74	6.04	5.85	4.69	43.03	76.82	us
435	Broadway National Bank, Texas	2004	1.4	11.1	30.28	11.1	30.28	12.49	4.04	3.66	1.82	16.97	36.66	us
436	Bryn Mawr Bank Corporation	2004	1.23	10.43	12.77	10.43	12.77	11.65	4.65	4.19	1.45	13.48	81.65	us
437	Burke & Herbert Bank & Trust Company	2004	0.98	10.2	19.75	10.2	19.75	11.36	4.36	4.06	1.71	16.74	51.66	us
438	Busey Bank	2004	1.31	8.18	10.81	8.18	10.81	8.9	3.61	3.35	1.42	17.2	75.63	us
439	Cadence Bank NA (previous name : National Bank of Commerce)	2004	0.95	7.9	14.32	7.9	14.32	8.58	3.49	3.23	1.17	12.82	55.17	us
440	Capital Bank Corporation	2004	1.64	8.82	12.06	8.82	12.06	9.67	3.37	3.06	0.61	6.22	73.07	us
441	Capital City Bank, Florida	2004	0.88	11.85	15.42	11.85	15.42	13.44	4.65	4.11	1.43	12.68	76.83	us
442	Capitol Bancorp Ltd.	2004	1.37	9.44	10.81	9.44	10.81	10.42	5.21	4.75	0.95	8.79	87.29	us
443	Capmark Bank (previous name : GMAC Commercial Mortgage Bank)	2004	0.01	22.64	24.3	22.64	24.3	29.26	3.48	3.45	3.74	13.13	93.15	us
444	Cardinal Bank (previous name : Cardinal Bank, National Association)	2004	0.69	8.31	11.8	8.31	11.8	9.06	2.83	2.7	0.51	6.84	70.43	us
445	Cascade Bancorp	2004	1.2	8.57	10.18	8.57	10.18	9.37	5.82	5.27	1.84	21.61	84.18	us
446	Castle Bank, National Association	2004	1.17	11.04	16.29	11.04	16.29	12.4	3.61	3.21	0.96	8.5	67.74	us
447	Cathay General Bancorp Inc (previous name : Cathay Bancorp Inc)	2004	1.65	11.88	19.28	11.88	19.28	13.49	4.06	3.68	1.49	12.4	61.62	us
448	Center Financial Corporation	2004	1.1	6.77	8.98	6.77	8.98	7.27	4.05	3.64	1.27	16.06	75.42	us
449	Centerstate Banks Of Florida, Inc.	2004	1.29	7.67	13.27	7.67	13.27	8.3	3.43	3.11	0.64	7.97	57.75	us
450	Centier Bank	2004	1.03	9.24	14.66	9.24	14.66	10.18	3.79	3.43	1.38	15.48	63	us
451	Centra Bank, Inc.	2004	1.61	8.84	9.97	8.84	9.97	9.7	3.55	3.36	0.53	6.25	88.66	us
452	Central Bancshares, Inc., Kentucky	2004	1.4	8.64	11.13	8.64	11.13	9.46	3.9	3.61	1.17	13.81	77.68	us
453	Central Bank & Trust Co.	2004	1.38	8.88	11.58	8.88	11.58	9.75	3.91	3.61	1.23	13.94	76.73	us
454	Central Pacific Financial Corp. (previous name : CPB Inc)	2004	1.63	12.48	18.93	12.48	18.93	14.26	4.02	3.52	1.13	9.19	65.93	us

455	Citizens & Northern Bank	2004	1.17	9.6	18.33	9.6	18.33	10.62	3.45	3.23	1.21	12.57	52.4	us
456	Citizens Bank & Savings Company	2004	1.86	9.17	20.5	9.17	20.5	10.1	3.82	3.51	1.25	13.55	44.75	us
457	Citizens Bank and Trust Company, Missouri	2004	1.3	7.79	12.94	7.79	12.94	8.44	3.15	2.91	0.82	10.46	60.18	us
458	Citizens Business Bank	2004	1.05	8.44	17.89	8.44	17.89	9.21	4.01	3.76	1.56	17.63	47.14	us
459	Citizens First Bank, Florida	2004	1.56	7.52	22.8	7.52	22.8	8.13	3.86	3.62	1.24	17.08	32.99	us
460	Citizens First National Bank	2004	0.61	7.92	12.7	7.92	12.7	8.6	3.76	3.41	1.11	13.65	62.36	us
461	Citizens First Savings Bank	2004	1.1	9.45	10.64	9.45	10.64	10.44	3.43	3.2	0.78	7.36	88.83	us
462	Citizens National Banc Corp.	2004	1.1	7.73	14.56	7.76	14.61	8.42	3.72	3.46	1.42	15.24	53.13	us
463	City Bank, Texas	2004	0.88	10.43	12.77	10.43	12.77	11.65	4.61	4.08	1.08	10.62	81.67	us
464	City Bank, Washington	2004	1.72	23.4	26.41	23.4	26.41	30.54	5.98	5.59	2.96	12.34	88.59	us
465	City National Bank of West Virginia	2004	1.32	9.62	15.89	9.62	15.89	10.64	4.54	4.07	2.18	23.15	60.52	us
466	CNLBank	2004	1.06	8.49	11.07	8.49	11.07	9.27	4.28	4.06	0.58	7.01	76.65	us
467	CoBiz Bank (previous name : CoBiz Bank, National Association)	2004	1.32	7.96	11.95	7.96	11.95	8.64	4.41	4.18	1.21	15.61	66.55	us
468	Columbia Bancorp, Oregon	2004	1.4	9.18	11.47	9.18	11.47	10.11	6.13	5.47	1.65	16.82	79.99	us
469	Columbia Banking System, Inc.	2004	1.46	9.4	15.22	9.4	15.22	10.37	4.14	3.76	1.15	11.94	61.71	us
470	Commerce Bank and Trust Holding Company (previous name : Commerce Financial Corp)	2004	0.69	5.52	11.97	5.52	11.97	5.84	3.08	2.83	1.57	24.22	46.1	us
471	Commerce Bank, National Association	2004	1.5	5.88	17.85	5.88	17.85	6.24	4.64	4.2	0.93	15.8	32.93	us
472	Commerce Bank/Harrisburg National Association	2004	1.19	7.66	14.98	7.66	14.98	8.3	4.53	4.19	0.84	12.26	51.13	us
473	Commerce Bank/North	2004	1.16	6.2	25.71	6.2	25.71	6.61	3.97	3.59	1.78	28.84	24.12	us
474	Community Bancorp	2004	1.53	13.51	19.63	13.51	19.63	15.62	4.74	4.47	1.05	8.71	68.82	us
475	Community Bank & Trust, Georgia	2004	1.46	8.97	11.68	8.97	11.68	9.86	4.48	4.05	1.3	14.6	76.85	us
476	Community Bank Group (previous name : Lincoln State Bank)	2004	0.9	8.18	9.72	8.18	9.72	8.91	4.28	4	0.84	9.81	84.14	us
477	Community Bank of Nevada	2004	1.53	8.4	12.22	8.4	12.22	9.17	4.94	4.66	1.38	15.93	68.76	us
478	Community Bank, California	2004	1.65	8.28	14.18	8.28	14.18	9.03	4.25	4.02	1.27	14.95	58.39	us
479	Community Banks of Colorado	2004	0.5	9.32	10.78	9.32	10.78	10.28	4.9	4.51	1.43	15.7	86.48	us
480	Community Bankshares, Inc., Colorado	2004	0.52	8.9	10.38	8.9	10.38	9.77	3.9	3.53	0.82	8.13	85.79	us
481	Community Bankshares, Inc., Georgia	2004	1.42	9.37	12.42	9.37	12.42	10.34	4.57	4.13	1.11	11.87	75.45	us
482	Community First Bancshares, Inc., Tennessee	2004	0.98	7.39	9.86	7.39	9.86	7.98	4.31	3.92	0.77	9.41	74.9	us
483	CoreFirst Bank & Trust (previous name : Commerce Bank and Trust)	2004	0.69	7.02	15.23	7.02	15.23	7.54	3.23	2.97	1.69	22.54	46.06	us

484	Country Bank for Savings	2004	0.92	12.32	22.63	12.32	22.63	14.04	3.59	3.4	0.83	6.73	54.42	us
485	Countrywide Bank FSB (previous name : Countrywide Bank National Association)	2004	0.14	7.14	8.54	7.14	8.54	7.69	2.29	2.22	1.07	14.62	83.56	us
486	County Bank, California	2004	1.54	7.4	12.27	7.4	12.27	8	4.48	4.08	0.96	12.72	60.32	us
487	Crews Banking Corporation	2004	1.72	7.84	14.6	7.84	14.6	8.5	5.01	4.59	2.07	24.26	53.66	us
488	Cu Bank Shares, Inc.	2004	2.11	8.21	16.23	8.21	16.23	8.95	3.53	3.15	0.69	8.63	50.6	us
489	Dacotah Bank, South Dakota	2004	2.11	9.41	12.18	9.41	12.18	10.39	4.34	3.99	1.22	12.7	77.32	us
490	Dacotah Banks, Inc.	2004	2.14	9.72	13.12	9.72	13.12	10.77	4.26	3.87	1.06	10.83	74.09	us
491	Danvers Bancorp, Inc.	2004	1.28	4.97	7.42	4.97	7.42	5.23	3.59	3.28	0.49	7.61	67.02	us
492	DanversBank (previous name : Danvers Savings Bank)	2004	1.28	7.24	10.81	7.24	10.81	7.81	3.8	3.48	0.69	8.94	67.02	us
493	Discount Bancorp	2004	2.06	6.39	21.65	6.39	21.65	6.82	1.82	1.69	0.62	9.29	29.5	us
494	Doral Bank	2004	0.74	4.94	20.55	4.94	20.55	5.19	1.88	1.82	2.04	38.44	24.01	us
495	Durant Bancorp, Inc.	2004	1.14	8.71	11.33	8.71	11.33	9.54	4.8	4.35	2.38	24.42	76.86	us
496	Emprise Bank, Wichita, Kansas	2004	1.58	8.09	11.83	8.09	11.83	8.81	4.15	3.77	1.3	15.66	68.41	us
497	Eurobancshares, Inc.	2004	1.37	7.56	11.61	7.56	11.61	8.18	3.78	3.62	1.36	20.83	65.09	us
498	EverBank (previous name : First Alliance Bank)	2004	0.13	7.39	9.7	7.39	9.7	7.98	3.54	3.24	1.1	14.67	76.14	us
499	Exchange Bank, California	2004	1.51	8.88	12.27	8.88	12.27	9.74	5.42	4.86	1.35	14.79	72.32	us
500	Extraco Banks, National Association	2004	1.87	8.77	14.37	8.77	14.37	9.61	3.93	3.48	0.93	10.73	61.02	us
501	F&M Bancorporation Inc	2004	0.92	7.63	9.27	7.63	9.27	8.26	3.77	3.43	0.84	9.86	82.34	us
502	Fairfield County Bank (previous name : Fairfield County Bank Corp)	2004	0.89	9.18	11.16	9.18	11.16	10.11	4.9	4.51	0.84	8.95	82.29	us
503	Farmers & Merchants Bank of Central California	2004	2.05	10	14.45	10	14.45	11.12	4.6	4.19	1.4	14.24	69.23	us
504	Fidelity Bank (previous name : Community Bank of Dearborn)	2004	1	10.42	11.34	10.42	11.34	11.63	4	3.83	1.15	11.8	91.89	us
505	Fifth Third Bank (previous name : Old Kent Bank)	2004	1.24	10.26	14.34	10.71	14.97	12	3.65	3.4	1.07	10.95	71.55	us
506	Fifth Third Bank NA (previous name : Franklin National Bank)	2004	0.75	31.43	42.75	31.43	42.75	45.84	2.28	1.89	-0.18	-0.85	73.53	us
507	Fireside Bank (previous name : Fireside Thrift Company)	2004	5.51	14.71	16.98	14.71	16.98	17.25	15.47	14.82	2.46	17.1	86.64	us
508	First American Bank	2004	0.79	9.11	11.12	9.11	11.12	10.02	4.18	3.84	0.85	9.34	81.92	us
509	First Bank of Highland Park	2004	1.1	10.01	11.38	10.01	11.38	11.12	3.31	3.2	1.44	14.53	87.93	us
510	First California Bank	2004	1.28	7.95	12.49	7.95	12.49	8.63	4.68	4.32	0.9	11.9	63.62	us

511	First Citizens Banc Corp	2004	2.03	10.79	15.61	10.79	15.61	12.1	3.94	3.53	0.66	5.64	69.12	us
512	First Community Bancorp	2004	1.26	12.26	17.88	12.26	17.88	13.98	5.49	4.59	1.33	9.43	68.6	us
513	First County Bank, Connecticut	2004	1.24	9.84	14.29	9.84	14.29	10.91	4.1	3.71	1.01	10.2	68.86	us
514	First Fidelity Bank, National Association	2004	1.13	9.72	16.26	9.72	16.26	10.77	4.47	3.97	1.8	17.92	59.77	us
515	First Mariner Bank	2004	1.01	6.29	9.74	6.7	10.39	7.19	3.66	3.35	0.56	8.53	64.53	us
516	First Market Bank, FSB	2004	1.29	7.21	10.81	7.21	10.81	7.77	3.36	3.18	0.99	14.43	66.73	us
517	First Merchants Bank National Association	2004	1.02	7.77	11.35	7.77	11.35	8.43	3.6	3.3	1.23	16.03	68.48	us
518	First National Bank of Arizona	2004	0.64	10.59	11.71	10.59	11.71	11.84	5.93	5.32	0.08	0.79	90.43	us
519	First National Bank of Kansas, Overland Park, Kansas	2004	2.22	5.6	6.43	7.93	9.11	8.62	5.44	5.15	0.74	12.51	87.12	us
520	First National Bank of Nevada	2004	0.56	8.56	12.1	8.56	12.1	9.36	3.99	3.75	3.78	44.05	70.77	us
521	Fremont Bank	2004	0.81	8.59	11.61	8.59	11.61	9.39	3.64	3.31	0.68	8.16	73.94	us
522	Frontier Bank, Washington	2004	1.53	10.37	11.73	10.37	11.73	11.57	5.26	4.93	2.03	20.14	88.43	us
523	Gateway Bank & Trust Company	2004	1.09	13.04	18.44	13.04	18.44	14.99	3.6	3.17	0.61	5.19	70.67	us
524	Georgian Bank	2004	1.14	8.66	10.44	8.66	10.44	9.48	3.76	3.57	0.54	4.42	82.96	us
525	Gibraltar Private Bank & Trust Co (previous name : Gibraltar Bank, FSB)	2004	0.93	7.44	7.92	7.44	7.92	8.04	4.36	4.16	1.88	24.81	93.97	us
526	Great Southern Bank	2004	1.73	8.34	11.52	8.34	11.52	9.1	4.01	3.68	1.64	19.22	72.4	us
527	Great Western Bank, South Dakota	2004	1.01	8.74	11.57	8.74	11.57	9.57	4.03	3.74	1.62	18.22	75.49	us
528	Greater Bay Bank NA (previous name : Mid-Peninsula Bank)	2004	2.4	11.28	16.62	11.28	16.62	12.72	8.29	7.57	2.26	20.73	67.89	us
529	GreenBank (previous name : Greene County Bank)	2004	1.5	9.71	11.59	9.71	11.59	10.75	4.72	4.24	1.09	11.01	83.79	us
530	Guaranty Bank and Trust Company, Colorado	2004	1.6	8.28	10.7	8.28	10.7	9.03	5.17	4.87	0.74	8.82	77.4	us
531	Hancock Bank of Louisiana	2004	1.29	9.88	15.7	9.88	15.7	10.96	4.29	3.95	1.7	16.66	62.91	us
532	Hawthorn Bank (previous name : Citizens Union State Bank and Trust)	2004	1.12	12.83	18.7	12.83	18.7	14.71	3.81	3.34	0.95	7.3	68.58	us
533	Heartland Bank and Trust Company	2004	1.02	9.14	10.74	9.14	10.74	10.06	3.92	3.63	1.83	19.86	85.12	us
534	Heritage Bank of Commerce	2004	1.19	10.33	15.2	10.33	15.2	11.52	4.51	4.1	1	9.76	67.99	us
535	Hillcrest Bank	2004	1.18	8.52	11.66	8.52	11.66	9.31	3.47	3.31	1.02	11.72	73.07	us
536	Hills Bank and Trust Company	2004	1.36	9.06	11.66	9.06	11.66	9.96	3.54	3.32	1.15	12.68	77.72	us
537	Hinsdale Bank & Trust Company	2004	0.83	8.1	12.38	8.1	12.38	8.82	3.41	3.13	1.06	12.61	65.49	us
538	HomeStreet Bank	2004	1.2	9.45	11.11	9.45	11.11	10.44	4.55	4.22	1.05	10.98	85.12	us
539	Horizon Bank, National Association	2004	1.27	7.72	12.56	7.72	12.56	8.36	3.42	3.15	0.92	11.64	61.41	us

540	Horizon Bank, Washington	2004	1.48	11.61	14.52	11.61	14.52	13.14	4.49	4.1	1.54	12.46	79.99	us
541	Hudson Valley Bank, National Association (previous name : Hudson Valley Bank)	2004	1.35	8.6	18.35	8.6	18.35	9.41	4.29	4.06	1.58	18.43	46.88	us
542	Iberiabank	2004	1.21	9.47	14.07	9.47	14.07	10.45	3.7	3.34	1.29	13.48	67.25	us
543	Imperial Capital Bank	2004	1.88	9.92	12.77	9.92	12.77	11.01	4.52	4.36	1.76	15.91	77.68	us
544	ING Bank, fsb	2004	0.35	8.77	30.3	8.77	30.3	9.61	1.91	1.88	0.57	6.45	28.94	us
545	Integrity Bank, Georgia	2004	0.89	10.79	12.55	10.79	12.55	12.1	4.37	4.19	1.02	10.19	86.02	us
546	Inter National Bank	2004	1.05	8.26	14.86	8.26	14.86	9	4.65	4.26	1.79	23.55	55.58	us
547	Intervest National Bank	2004	1.19	9.41	12.51	9.41	12.51	10.39	3.38	3.27	1.1	11.73	75.21	us
548	Inwood National Bank	2004	0.89	11.1	15.06	11.1	15.06	12.48	4.7	4.23	2.35	21.41	73.69	us
549	IronStone Bank (previous name : Atlantic States Bank)	2004	1.19	13.58	15	13.58	15	15.71	3.76	3.46	-0.22	-1.57	90.56	us
550	Irwin Union Bank and Trust Company	2004	1.06	12.19	14.81	12.81	15.56	14.69	6.11	5.15	1.23	10.36	82.31	us
551	Keystone Nazareth Bank & Trust Company (previous name : Keystone Savings Bank)	2004	1.03	12.58	29.97	12.58	29.97	14.39	3.25	2.89	0.82	5.86	41.96	us
552	KleinBank (previous name : Preferred Bank)	2004	1.35	11.87	15.02	11.87	15.02	13.47	6.05	5.36	2.1	15.87	79	us
553	Lafayette Ambassador Bank	2004	1.05	8.42	11.49	8.42	11.49	9.19	3.93	3.73	1.45	18.01	73.3	us
554	Lake City Bank	2004	1.07	8.93	13.01	8.93	13.01	9.81	3.61	3.26	1.15	12.58	68.64	us
555	Lakeland Bank	2004	1.52	7.4	13.63	7.4	13.63	8	3.89	3.55	1.03	13.46	54.33	us
556	Leesport Bank	2004	1.17	10.37	14.8	10.37	14.8	11.57	3.29	2.95	0.72	7.6	70.07	us
557	Legacy TexasBank (previous name : Legacy Bank of Texas)	2004	1.44	9.58	14.69	9.58	14.69	10.59	4.15	3.62	0.94	9.6	65.19	us
558	Liberty Bank of Arkansas	2004	1.61	9.52	13.81	9.52	13.81	10.53	3.57	3.22	0.93	9.72	68.97	us
559	Lone Star National Bank	2004	0.93	7.26	11.73	7.26	11.73	7.82	3.92	3.65	1.23	17.41	61.86	us
560	Los Alamos National Bank	2004	0.93	8.12	9.79	8.12	9.79	8.83	4.09	3.75	1.12	14.02	82.94	us
561	Lydian Private Bank	2004	0.21	6.45	6.91	6.45	6.91	6.89	2.93	2.58	0.63	8.92	93.38	us
562	Macatawa Bank, Michigan	2004	1.38	9.3	11.25	9.3	11.25	10.25	3.84	3.5	0.94	10.07	82.66	us
563	MainSource Bank	2004	1.28	10.25	16.64	10.25	16.64	11.42	4.44	3.91	1.47	15.1	61.59	us
564	**Mezhcombank**	1998	7.02	10.45	43.4	10.45	43.4	11.67	0.59	0.49	1.51	12.63	24.08	rus
565	**Dopravna Banka, a.s.**	1998	13.11	15.78	34.72	15.78	34.72	18.74	1.84	1.56	-5.13	-32.26	45.45	rus
566	**Bankcoop Banca Generala de Credit si Promovare S.A. (previous name : Banca de Credit Cooperatist - Bankcoop S.A.)**	1997	4.88	8.36	15.72	8.36	15.72	9.12	2.78	2.09	0.14	1.75	53.16	ro
567	**Banca Turco-Romana SA**	1999	1.69	18.57	90.55	18.57	90.55	22.81	13.44	11.38	0.87	4.07	20.51	ro

568	Agro Obrtnicka Banka d.d. Zagreb	1997	8.75	13.12	27.4	13.12	27.4	15.1	5.63	5.15	0.48	3.46	47.88	ser
569	Slovenska Kreditna Banka, a.s.	1998	4.42	9.04	14.57	9.04	14.57	9.93	6.45	4.82	0.3	2.9	62.02	slo
570	Kanda Shinkin Bank	2000	58.01	-82.17	-119.6	11.04	51.46	19.38	2.5	2.36	-35.93	129.89	68.71	jp
571	Jugobanka A.D., Beograd	1998	9.9	6.33	38.35	6.33	38.35	6.76	3.85	3.25	-4.16	9.15	16.51	ser
572	Gontard & Metallbank AG	2001	10.37	2.25	4.39	5.13	9.99	5.41	1.26	1.21	-3.6	-70.43	51.33	Ger
573	Gradska Banka	1997	10.37	16.29	22.08	16.29	22.08	19.46	6.15	5.29	0.45	2.84	73.79	cro
574	Ishikawa Bank Ltd.	2002	30.42	-35.16	-40.02	11.04	51.46	19.38	2.88	2.71	-29.99	292.45	87.86	jp
575	Joint-Stock Commercial Bank for Development of Local Industries-Mestbank	2001	3.04	12.57	35.77	11.04	51.46	19.38	-6.05	-5.65	0.14	1.15	35.15	rus
576	Glumina Banka d.d.	1997	4.48	15.43	21.69	11.04	51.46	19.38	10.06	8.65	1.83	11.88	71.14	cro
577	Europeloan Bank SA/NV	2001	10.37	5.95	6.86	11.04	51.46	19.38	-0.01	-0.01	-24.88	-178.35	86.68	be
578	Daehan Investment Banking Corp.	1997	10.37	10.21	19.95	10.21	19.95	11.37	0.96	0.92	0.59	5.68	51.16	ko
579	Sanyo Securities Co Ltd	1997	10.37	15.8	39.97	11.04	51.46	19.38	-0.29	-0.23	-0.7	-4.38	39.54	jp
580	Tokyo Shogin Credit Cooperative	2000	3.94	4.44	5.57	11.04	51.46	19.38	1.62	1.57	-0.24	-6.9	79.68	jp
581	Bank Staropolski S.A. w Poznaniu	1997	10.37	8.67	96.67	8.67	96.67	9.49	3.27	2.95	0.17	2.38	8.97	pl
582	Capital Bank of Latvia	1997	12.5	5.49	171.43	5.49	171.43	5.81	7.26	6.22	2.07	32.79	3.2	lat
583	Credit Bank plc	1997	0	19.31	85.91	19.31	85.91	23.93	10.76	8.15	0.14	0.92	22.48	bg
584	Devin Banka as	1999	0.63	7.84	11.62	7.84	11.62	8.5	8.02	6.94	0.37	3.57	67.42	slk
585	Kansai Kogin Credit Cooperative	2000	3.14	3.87	4.79	11.04	51.46	19.38	1.82	1.73	-0.59	-15.39	80.72	jp
586	Promdei Banka d.d.	1997	10.37	52.96	89.52	52.96	89.52	112.58	3.85	3.25	0.42	0.71	59.16	cro