Ανασκόπηση Ερευνητικών Αποτελεσμάτων:

Αλγόριθμοι Ανάλυσης Εικόνας και Συνδυασμού Ταξινομητών Προτύπων με Εφαρμογή στην Ιατρική Διάγνωση

Αθήνα, 20 Φεβρουαρίου 2009

mailto: xgeorgio@di.uoa.gr

### Κύρια σημεία διατριβής:

- Ιατρικά απεικονιστικά συστήματα, διάγνωση μέσω Η/Υ, καρκίνος του μαστού, μαστογραφία
- Ποιοτικά χαρακτηριστικά μαστογραφικής εικόνας, τεχνικά θέματα διασφάλισης ποιότητας εικόνας
- Βελτιστοποίηση πρωτογενών δεδομένων: εκτίμηση παραμέτρων ακτινοβολίας και έλεγχος παραμέτρων έκθεσης
- Χαρακτηρισμός νεοπλασιών στη μαστογραφία: ανάλυση υφής και σχήματος εντοπισμένων μαζών
- Θεωρία παιγνίων και συλλογικής απόφασης για συνδυασμό ταξινομητών προτύπων



Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

### Ιατρική διάγνωση μέσω Η/Υ – Απεικονιστικά Συστήματα

- Πρώτες εργασίες από δεκαετία '60 (Xerography)
- Ανάπτυξη κυρίως την δεκαετία του '80 (digital image processing)
- Computer Aided Diagnosis (CAD), Automated Computer Diagnosis (ACD)



- Πρώτο εμπορικό CAD (1993) για MC: 87% sensitivity, 1 fp/exam
- Σημερινά συστήματα: 98% για MC (85% για μάζες), 0,25 fp/exam
- Κύριο ενδιαφέρον (X-ray CAD): θώρακας & μαστός (68%, RSNA 2000-2005)
- Απεικονιστικές τεχνολογίες: X-ray, CT, MRI, US, PET, SPECT
- Αναπαράσταση πληροφορίας σε 2-D (imaging) και 3-D (tomography)
- Μελλοντική προοπτική: ενσωμάτωση με PACS (συστήματα CBIR)

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009



Παράδειγμα τρισδιάστατης ανακατασκευής μαγνητικής τομογραφίας (γυναίκα) – *Wikipedia.org* 

### Ανάλυση Ιατρικής Εικόνας μέσω Η/Υ

- Εικόνα (2-D): Επικαλυπτόμενες δομές ιστών
- Τομογραφία (3-D): Όγκος πληροφοριών
- Διαφορετικές τεχνολογίες απεικόνισης
- Διαφορετικά διαγνωστικά χαρακτηριστικά
- Η διαγνωστική πληροφορία συνήθως δεν είναι καλώς ορισμένη (θόρυβος, ασάφειες δομών)
- Η διαγνωστική διαδικασία είναι συνήθως ασαφής, πολύπλοκη και βασίζεται στην εμπειρία (ιατρός)
- Η χρήση Η/Υ επιτρέπει την αυτόματη επεξεργασία και ενοποίηση (τομογραφία) μεγάλου όγκου δεδομένων απεικόνισης
- ...αλλά εξακολουθεί να έχει σημαντικούς περιορισμούς ως προς τη σημασιολογική ερμηνεία τους (διαγνωστική πληροφορία)

### Καρκίνος Μαστού – Μαστογραφία

- Καρκίνος μαστού: 2<sup>η</sup> αιτία θανάτου παγκοσμίως από καρκίνο (γυναίκες), μετά τον καρκίνο του πνεύμονα
- Επιδημιολογία: 9-11% στο γενικό πληθυσμό (γυναίκες), αφορά πάνω από 250.000 περιστατικά κάθε χρόνο στις χώρες της Ε.Ε.
- Επιβιωσιμότητα: 95-98% (5ετίας), 18-30 χρόνια από την εμφάνιση
- Κρίσιμος παράγοντας: έγκαιρος εντοπισμός σε πρώιμο στάδιο
- Κρίσιμη ηλικία: 50+ ετών, προληπτικός έλεγχος από 40+ (1-2ετίας)
- Μέθοδοι εντοπισμού: BSE, μαστογραφία σάρωσης (προληπτικός έλεγχος)

#### Επιθυμητά στοιχεία CAD (εντοπισμός/διάγνωση)

- ανίχνευση σε πρώιμο στάδιο (high sensitivity)
- χαμηλό αριθμό εσφαλμένων εντοπισμών (low false positives)
- εύκολη απόρριψη των fp (μικρός χρόνος επισκόπησης)
- χαμηλό κόστος εξέτασης (εφαρμογή ως προληπτική διαδικασία)
- χαμηλή ακτινοβολία (εφαρμογή στο γενικό πληθυσμό)









Μαστογραφία (MLO) χαμηλής πυκνότητας (F)

- Το φόντο (κενή περιοχή) γύρω και έξω από τον μαστό (background)
- Η κύρια περιοχής του μαστού (breast area)
- Η θωρακικός μυς (pectoral muscle)
- Οι περιοχές του δέρματος (skin) και της θηλής (nipple)
- Εσωτερικές δομές του μαστού (μαστικοί αγωγοί, αγγεία, αδενικοί ιστοί, λιπώδεις περιοχές, ...)

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

7

### Είδη εντοπισμένων αλλοιώσεων

- Νεοπλασίες σε μορφή
  διακριτών μαζών (mass lesions)
- Δομές αστεροειδούς μορφής (stellate formations)
- Σχηματισμούς
  λεμφαδενωμάτων
  (lymphoadenoma patterns)
- Αποτιτανώσεις και μικροαποτιτανώσεις (microcalcifications)
- Αρχιτεκτονικές αλλοιώσεις (architectural distortions)
- Ασυμμετρίες μεταξύ των μαστών (breast asymmetries)





Χάρης Γεωργίου

### Στόχοι μελέτης (Ι)

- Επιλογή ποιοτικών παραμέτρων των σημαντικότερων κλινικών ευρημάτων σε μαστογραφική εικόνα
- 2. Συσχέτιση με την υφή (texture) και το σχήμα (morphology) εντοπισμένων νεοπλασματικών μαζών
- 3. Αξιολόγηση συσχέτισης των ευρημάτων ως προς την παθολογία (καλοήθεια ή κακοήθεια) μέσω στατιστικής ανάλυσης & ταξινομητών

#### Αποτελέσματα διαδικασίας (Ι)

- Λίστα με τα σημαντικότερα ποιοτικά χαρακτηριστικά ευρημάτων που σχετίζονται:
  - με την υφή ή την μορφολογία της εντοπισμένης μάζας
  - με την διαπιστωμένη παθολογία (καλοήθεια/κακοήθεια)
- Αξιολόγηση σημαντικότητας (χρησιμότητας) των επιλεγμένων χαρακτηριστικών σε συστήματα CAD/ADC

### Λίστα μαστογραφικών ευρημάτων

- Αρχική λίστα περιελάμβανε 31 χαρακτηριστικά, σε σχέση με εντοπισμένη μάζα (tumor), αποτιτανώσεις (MC), δευτερεύοντα ευρήματα (distortions), ιατρικό ιστορικό (patient data) και παθολογία (benignancy/malignancy)
- Εστίαση κυρίως σε ευρήματα που σχετίζονται με την ίδια την εικόνα (image content) παρά τα συμπληρωματικά στοιχεία (annotation)

### Βάση μαστογραφικών εικόνων

- Αρχική συλλογή από 1350 μαστογραφίες φιλμ (Euromedica)
- Ιστολογικά επιβεβαιωμένη παθολογία σε όλες τις περιπτώσεις
- $\Psi\eta\phi_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}\sigma_{10}$
- Καθορισμός περιγράμματος εντοπισμένων μαζών (high-resolution)
- Συνοδευτική λίστα ποιοτικών χαρακτηριστικών για κάθε εικόνα
- Επιλογή 130 ως τελικό σύνολο, χωρίς ασάφειες στην περιγραφή
- Αντιπροσωπευτικό ως προς τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά ενδιαφέροντος (υφή & μορφολογία μάζας, πυκνότητα, παθολογία)

#### Ι: Ανάλυση Ποιοτικών Χαρακτηριστικών Μαστογραφικής Εικόνας

Κλινικό Χαρακτηριστικό	Πεδίο Τιμών			
Ηλικία ασθενούς	(πραγματική τιμή)			
Παρουσία μάζας	Ναι / Όχι			
Παρουσία Μικροαποτιτανώσεων	Ναι / Όχι			
Ποσοστό λιπώδους ιστού εντός της μάζας	0%100%			
Σαφήνεια περιγράμματος	0%100%			
Πυκνότητα ιστού μάζας	«L» (hypo) / «M» (iso) / «H» (hyper)			
Ομοιογένεια ιστού μάζας	110			
Μορφολογικός τύπος σχήματος περιγράμματος	1 (round) / 2 (lobulated) / 3 (microlobulated) / 4 (stellate)			
Ιστολογική διάγνωση	«B» (benign) / «M» (malignant)			
	Benign			

Round

<u>Τελική λιστά επιλεγμενών χαρακτηριστικών:</u> 7 σχετιζόμενα με υφή ή μορφολογία 1 από ιστορικό ασθενούς (ηλικία)

1 τελικής παθολογίας («output»)



Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

Malignant

#### Ι: Ανάλυση Ποιοτικών Χαρακτηριστικών Μαστογραφικής Εικόνας

T-test	F-test	Διπλή Κανον. Καταν.	MANOVA
Σαφήνεια ορίων	Πυκνότητα μάζας	Τύπος σχήματος	Τύπος σχήματος
Τύπος σχήματος	Σαφήνεια ορίων	Σαφήνεια ορίων	Σαφήνεια ορίων
Ηλικία ασθενούς	Τύπος σχήματος	Ηλικία ασθενούς	Ηλικία ασθενούς
Ομοιογένεια μάζας	Ομοιογένεια μάζας	Ομοιογένεια μάζας	Ποσοστό λίπους
Πυκνότητα μάζας	Αποτιτανώσεις? (Υ/Ν)	Πυκνότητα μάζας	Αποτιτανώσεις? (Y/N)
Ποσοστό λίπους	Ηλικία ασθενούς	Ποσοστό λίπους	Ομοιογένεια μάζας
Αποτιτανώσεις? (Υ/Ν)	Ποσοστό λίπους	Αποτιτανώσεις? (Υ/Ν)	Πυκνότητα μάζας



#### Ταξινόμηση Χαρακτηριστικών βάσει στατιστικής διαχωριστικής ικανότητας (διάγνωση)

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

#### Ι: Ανάλυση Ποιοτικών Χαρακτηριστικών Μαστογραφικής Εικόνας

Χαρακτηριστικά (μεμονωμένα)	Ποσοστό επιτυχούς διάγνωσης (LSMD)		
Τύπος σχήματος	93,1%		
Σαφήνεια ορίων	86,1%		
Ποσοστό λίπους	74,6%		
Πυκνότητα μάζας	73,1%		
Ομοιογένεια μάζας	73,1%		
Ηλικία ασθενούς	68,5%		
Αποτιτανώσεις? (Y/N)	60,8%		

	Τύπος Σχήματος (συνδυασμένος)			
Διάγνωση (μάζα)	Round + Lobulated	Microlobulated + Stellate		
Καλοήθης	43	3		
	88%	4%		
Κακοήθης	6	78		
	12%	96%		

class boundary: 2,226 (1...4) errors = 9 (6,923%)



Ταξινόμηση: Πρόβλεψη παθολογίας μάζας				
Μοντέλο Ταξινομητή	Ποσοστό επιτυχίας (%) <u>χωρίς</u> πληροφ. «τύπος σχήματος»	Ποσοστό επιτυχίας (%) <u>με</u> πληροφ. «τύπος σχήματος»		
LDA	87,69%	93,85%		
<i>k</i> -NN	91,54%	93,08%		
LSMD	89,23%	93,08%		
MLP	91,54%	91,54%		
RBF	90,77%	91,54%		
C-SVM/RBF	93,85%	94,62%		

Χάρης Γεωργίου

Δημιουργία πρωτότυπης βάσης ψηφιακών μαστογραφικών εικόνων υψηλής ποιότητας και διαδικτυακής πύλης για την δημόσια διάθεσής της στην ερευνητική κοινότητα

Συντονιστής:

Μαυροφοράκης Μιχαήλ

Μέλη Ομάδας:

Δημητρόπουλος Νικόλαος Γεωργίου Χάρης Μπουμπούλης Παντελής





Εθνικό και Καποδιστριακό ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΟΝ



## Καρκίνος του μαστού

### Πρόβλημα:

- Συνηθέστερη μορφή καρκίνου στις γυναίκες

- 2<sup>η</sup> αιτία θανάτου στις ανεπτυγμένες χώρες

Προληπτική μαστογραφία σάρωσης: ✓ Έγκαιρος εντοπισμός στα πρώιμα στάδια ✓ Ανώδυνη, μη παρεμβατική και σχετικά φθηνή εξέταση

### Αποτέλεσμα:

Μείωση θνησιμότητας από καρκίνο του μαστού κατά 30% - 50%

# Μαστογραφία

- Οπτική διαδικασία που απαιτεί μεγάλη εμπειρία
- Εντοπισμός πιθανών ανωμαλιών του μαστικού ιστού αξιοποιώντας μορφολογικά χαρακτηριστικά υφής και δομών

# Τεχνολογία Η/Υ στην μαστογραφία

Υποβοηθητικό και διαγνωστικό μέσο για

- αυτόματη επεξεργασία και ανάλυση μαστογραφικών εικόνων
- εντοπισμό ύποπτων περιοχών
  - Νεοπλασματικές μάζες
  - Αποτιτανώσεις
  - Αρχιτεκτονικές αλλοιώσεις
  - Ασυμμετρίες

Χρειάζονται εξειδικευμένοι αλγόριθμοι ανάλυσης εικόνας και μηχανικής μάθησης

Η εκπαίδευση των συστημάτων αυτών γίνεται σε ειδικά κατασκευασμένες βάσεις ψηφιακών μαστογραφικών εικόνων

## Βάσεις μαστογραφικών εικόνων

Μειονεκτήματα «ελεύθερα προσβάσιμων» βάσεων:

- Ψηφιοποιημένες (από αναλογικές εικόνες)
- Χαμηλής ευκρίνειας
- Υψηλά επίπεδα θορύβου
- Περιορισμένο βάθος χρώματος
- Ελλιπής περιγραφή

# Στόχοι έργου

- Δημιουργία βάσης ψηφιακών μαστογραφικών εικόνων ελεύθερα προσβάσιμης από την επιστημονική κοινότητα
- Επισήμανση και περιγραφή των ευρημάτων από εξειδικευμένους ακτινολόγους
- Χαρακτηρισμός των ευρημάτων με βάση το διεθνές πρότυπο BI-RADS
- Κλινική αξιολόγηση των ευρημάτων
- Ανοικτά πρότυπα αποθήκευσης (DICOM, PNG)
- Μεγάλη ανάλυση, ευκρίνεια, βάθος χρώματος
- Ελαχιστοποίηση θορύβου με χρήση πλέον σύγχρονων μηχανημάτων (εγγενώς ψηφιακών)
- Επεκτάσιμη (εύκολη προσθήκη νέων περιστατικών)

# Τεχνικές προδιαγραφές

- Ανάλυση εικόνων 50μm
- Βάθος χρώματος 12 bit
- Χρήση ψηφιακού μαστογράφου
- Επισήμανση από εξειδικευμένους γιατρούς με χρήση ψηφιοποιητή (tablet pen)
- Ανάπτυξη εφαρμογής για αποθήκευση των χαρακτηριστικών των διαγνώσεων και των ευρημάτων
- Χρήση συστήματος αρχειοθέτησης PACS για την υποστήριξη των διαδικασιών καταγραφής, μεταφοράς, διαχείρισης και ασφαλούς αποθήκευσης των ψηφιακών εικόνων

# Δείγμα εικόνων της βάσης (1/2)



# Δείγμα εικόνων της βάσης (2/2)



## Φόρμα καταγραφής των κλινικών χαρακτηριστικών (BI-RADS)

xam. Date: 1	5/12/2010 Patient	History:				
loctor Name: ND						
Comments:						
				S		
Primary Key:	00004 Normal View: Mamm	no view: Medi	o-lateral oblique	(MLO)		Â.
Entry ID:	118 Diagnostic View:				•	1
Category:	(5) Highly suggestive of malignancy		Breast L/R:	Left breast (L)	•	
Finding Loc:	Location of finding: Upper outer quadrant (UOQ)		Comments:		1 1	
Hoop Depaits	Maaa daasiku Liisk				1	
mass Density:	Mass density: High					
Mass Margin:	Mass margin: Spiculated		×.		1	4
Mass Shape:	Mass shape: Irregular					
Calc. Num:	Calcification number > 10		ye.		3	
Calc Distr	Distribution: Grouped or clustered				×.	
Calc Info:	Prohably malignant Pleamarphic					
Calc. Into.		<u>,                                     </u>	1.		J.	ă - C
Arch. Finding:	Architectural: Findings: Skin retraction	-				
Arch. Type:	Architectural: Special case: Focal asymmetry		30			<i>.</i>
- E		e			1	
and the second second second second second	Diagnosis: Malignant: Invasive Ductal Cancer	-				

## Στατιστικά στοιχεία περιστατικών

Σύνολο εικόνων βάσης	1660 *		
Σύνολο περιστατικών	415		
Μη φυσιολογικά	111 (26.7%)		
Φυσιολογικά	269 (64.8%)		
Ασαφή / Πιθανώς μη φυσιολογικά	35 (8.5%)		

Τύπος ευρημάτων				
Αρχιτεκτονικές αλλοιώσεις	31			
Αποτιτανώσεις	54			
Μάζες	55			

(\*) Η βάση επεκτείνεται με νέα περιστατικά

# Πρόσβαση στη βάση www.medsip.gr

Search...

tiects. You can follow an

Privacy Policy Terms of Use

Funding DiMaDB: Organization of Data DiMaDB: Medical Information DiMaDE >

iects, software and datasets developed t

Main Menu Home News DiMaDB Description Specifications Eitations Download Projects List of Projects Website Archive December 2010 November 2010 September 2010 Various Links DICOM central

	Med/IP Medical Signal & Image Processing		Search		Med/IP Medical Signal & Image Processing
	Home News DiMaDB	Projects • Website			
	Signal Processing X-ay registration Image processing Image enhancement Spectral/Wavelet analysis	Medical Imaging        Medical dispositiz        Computer Med Dispositi (CAD)        Pricare Andreiry & Comm. Spätem (PACS)        Content-based image retireal (CBR)	Mammography Full-field gipal mammography Pathological features analysis & encoding Classification & regression predictive models Muth-classifier methods & algorithms		DMuDB: Content Preview  DiMaDB: Content Preview
	DIADE galey DIADE galey DIADE ind DIADE i	<section-header><section-header><text><text><text><text><text><text><text><text><text><text><text><text></text></text></text></text></text></text></text></text></text></text></text></text></section-header></section-header>	What is MedSiP?      The listify at least and may proceeding without and the proceeding without		<text><text><text><text><text><complex-block></complex-block></text></text></text></text></text>
		About Contract Privacy Policy Terms of I			About Contact Privacy Policy Te
		About Contact Privacy Policy Terms of D	5V		Copyright (c) 2010 by MedSIP Team
		Copylight (c) 2010 by Brodshi (Cam			🄀 English 🕮 Ελληνικα
http://www.medsip.gr/wp3m/				http://www.medsip.gr/wp3m/?p	n1288ahowngellery&nggosger2

### Ιστοσελίδα: www.medsip.gr

## Σχετικές δημοσιεύσεις:

- Πανελλήνιο Ιατρικό Συνέδριο, Μάιος 2011

### Ευχαριστίες:

- Κοινωφελές Ίδρυμα Λάτση (μερική χρηματοδηση έργου)
- Μαυροφοράκης Χαράλαμπος (ερευνητής πληροφορικής)
- Δρ. Ιωαννίδου Μαριάννα (ακτινολόγος)



Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

### Παραμορφώσεις εικόνας στο επίπεδο καταγραφής (pixels):

- 1. Ατέλειες υλικού (ασυμμετρίες ανιχνευτών, παραμορφώσεις, ...)
- 2. Σύνθετος θόρυβος (συστήματος + τυχαίος/θερμικός)
- 3. Σχετική μετακίνηση αντικειμένου ως προς τους ανιχνευτές
- 4. Θόρυβος "Salt & Pepper" (bad pixels)
- 5. Μη-γραμμικό προφίλ ισχύος στο επίπεδο καταγραφής
- 6. Μη-γραμμικό προφίλ απορρόφησης ακτινοβολίας (μαστός)
- 7. Γεωμετρικές παραμορφώσεις (pinhole X-ray model)



### Καταγραφή & διόρθωση εικόνας (image restoration)





Χάρης Γεωργίου

### Στόχοι μελέτης (ΙΙ)

- Μοντελοποίηση και προσομοίωση της διαδικασίας ακτινοβόλησης & καταγραφής στη μαστογραφική εικόνα
- 2. Πειραματική μελέτη στατιστικών υφής (texture) ως προς τα επίπεδα ακτινοβολίας (kVp, mA, sec) και τους τύπους του μαστικού ιστού
- 3. Επιλογή των «καταλληλότερων» ως δεδομένα εισόδου σε σύστημα αυτόματου ελέγχου ακτινοβολίας (content-based AERC)

### Αποτελέσματα διαδικασίας (II)

Λίστα με τα αποδοτικότερα χαρακτηριστικά υφής (1<sup>st</sup> order statistics)

#### D.9: Sensor IC intelligence options & implementation

#### I-ImaS: "Intelligent" sensor, content-based decision on exposure adjustment [20]



I-ImaS: Workpackage-3

Oslo, 14-15 February 2005

#### 32-43

### Μοντέλο προσομοίωσης ακτινοβολίας (μαστογραφία)

F1: kVp: [25...29], mAs: [50...200] Rx : [0,0128...4,000] mGy  $Rx: f_1(kVp, mAs) = C_{1,1} \cdot \log_{10}\{(kVp)^2 \cdot (mAs)\} + C_{1,0}$ F2: Rx : [0,0128...4,000] mGy OD: [0,04...3,60]  $C_{1.0} = -0.897021103$  $OD: f_2(Rx) = C_{21} \cdot \log_{10}(Rx) + C_{20}$  $C_{1,1} = 0,000029114$  $C_{2.0} = 2,740896827$  $C_{2.1} = 1,426939483$ F3: OD: [0,04 ...3,60] GL: [495 ...4069]  $GL: f_3(OD) = (OD - C_{3,0}) \cdot \frac{1}{C_{3,1}}$ F4: GL: [4095 ...0] GI: [0 ...255]  $C_{3.0} = 4,093060996$  $GI: F_4(GL) = C_{4.1} \cdot (GL) + C_{4.0}$  $C_{3,1} = -0,000996083$  $C_{40} = 255$  $C_{4,1} = -0,062271062$ 

### Μοντέλο προσομοίωσης ακτινοβολίας (μαστογραφία)



25 kVp / 75 mAs (προσομοίωση)

27 kVp / 125 mAs (πραγματική)

29 kVp / 200 mAs (προσομοίωση)

- Χρήση αρχικής εικόνας-βάσης με «σωστή» ρύθμιση παραμέτρων
- Προσομοίωση διαδικασίας ακτινοβόλησης σε 4 επιμέρους στάδια
- Μοντελοποίηση ψηφιακής καταγραφής (digital sensors)
- Τελική εικόνα προσομοιάζει το αντίστοιχο αποτέλεσμα σε διαφορετικό επίπεδο ακτινοβόλησης, δηλαδή διαφορετικές τιμές kVp/mAs

D.8: Overview of final conclusions

#### Issue # 1: Confirmation of SimModel-1A [23]

(1a) Exposure level: estimation, adjustment, extrapolation

$$Rx: f_1(kVp, mAs) = C_{1,1} \cdot \log_{10}\{(kVp)^2 \cdot (mAs)\} + C_{1,0}$$



I-ImaS: Workpackage-3

Oslo, 14-15 February 2005

D.8: Overview of final conclusions

#### Issue # 1: Confirmation of SimModel-1A [23]

(1b) Optical Density: translation from exposure level



Resulting greyscale mapping: near-linear over non-saturated areas

36-43

Oslo, 14-15 February 2005
Min value:

$$I_{\min} = \min_{XY} \{ I(x, y) \}$$

Max value:

$$I_{\max} = \max_{XY} \{ I(x, y) \}$$

Mean value:

$$\mu = \frac{1}{XY} \sum_{i=1}^{X} \sum_{j=1}^{Y} I(x, y)$$

Standard Deviation:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{(XY-1)} \sum_{i=1}^{X} \sum_{j=1}^{Y} (I(x, y) - \mu)^2}$$

Skewness:

$$sk = \frac{1}{XY} \sum_{i=1}^{X} \sum_{j=1}^{Y} \left( \frac{I(x, y) - \mu}{\sigma} \right)^3$$

Kurtosis:

$$kr = \left(\frac{1}{XY}\sum_{i=1}^{X}\sum_{j=1}^{Y}\left(\frac{I(x, y) - \mu}{\sigma}\right)^{4}\right) - 3$$

Signal Power:

$$P_{XY} = \sum_{i=1}^{X} \sum_{j=1}^{Y} \|I(x, y)\|^2$$

Entropy:

$$E = \sum_{k=1}^{100} P_{Ghist(k)} \cdot \log(P_{Ghist(k)})$$

Zero-Crossings count:

$$ZC = \sum \left\{ k : (I_k(x, y) - \mu) \cdot (I_{k+1}(x, y) - \mu) \le 0 \right\}$$

Surface:

$$S_{XY} = \sum_{i=1}^{X-1} \sum_{j=1}^{Y-1} \left( I(x, y) + 1 + \left\| I(x+1, y) - I(x, y) \right\| + \left\| I(x, y+1) - I(x, y) \right\| \right)$$

Χάρης Γεωργίου

Volume:

$$V_{XY} = \sum_{i=1}^{X} \sum_{j=1}^{Y} I(x, y)$$

Synth.Feature-12:

$$SF_{12} = \frac{(I_{\max} - I_{\min})^2}{\mu}$$

Synth.Feature-13:

$$SF_{13} = \frac{\mu - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}}$$

Synth.Feature-14:

$$SF_{14} = \frac{\mu}{\sigma}$$

Synth.Feature-15:

$$SF_{15} = \frac{P_{XY}}{\mu^2}$$

Synth.Feature-16:

$$SF_{16} = \frac{\sqrt{S_{XY}}}{\sqrt[3]{V_{XY}}}$$

Synth.Feature-17:

$$SF_{17} = \frac{S_{XY}}{XY}$$

Synth.Feature-18:

$$SF_{18} = \frac{ZC}{XY}$$

Synth.Feature-19:

$$SF_{19} = \frac{P_{XY}}{XY}$$

Synth.Feature-20:

$$SF_{20} = \log\left(1 - \frac{SF_{19}}{255^2}\right)$$

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

#### Αναπαράσταση αρχικής εικόνας βάσει στατιστικών υφής

### Συνάρτηση: F07 (POWER) / boxsize: 10 (⇒ «καλή» συμπεριφορά)



#### Αναπαράσταση αρχικής εικόνας βάσει στατιστικών υφής

### Συνάρτηση: F04 (STDEV) / boxsize: 10 (⇒ «κακή» συμπεριφορά)



Χάρης Γεωργίου

# Μοντέλο σάρωσης-εκτίμησης στατιστικών υφής

- 1. Υπολογισμός συνάρτησης υφής σε υποπεριοχή
- Άθροιση τιμών κατά στήλη (⇒ μονοδιάστατο σήμα)
- 3. Υπολογισμός και αποθήκευση μέσης τιμής
- 4. Τελικό αποτέλεσμα: μονοδιάστατο σήμα (1-D curve)





X-axis scanning

41

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

#### ΙΙ: Βελτιστοποίηση Παραμέτρων Ακτινοβολίας – Παράμετροι Ποιότητας Μαστογραφικής Εικόνας



42

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠ<u>Α), 20/2/2009</u>

#### ΙΙ: Βελτιστοποίηση Παραμέτρων Ακτινοβολίας – Παράμετροι Ποιότητας Μαστογραφικής Εικόνας



43

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

# Επικύρωση μοντέλων και επιλεγμένων συναρτήσεων υφής



U01

- Χρησιμοποίηση νέας βάσης εικόνων (breast tissue samples)
  - Έλεγχος συναρτήσεων υφής σε διάφορες περιοχές ενδιαφέροντος

U02

Επικύρωση αποτελεσμάτων ως προς: breast tissue, pre-processing (gamma correction)

U03.02

44

U04.03

# Επικύρωση μοντέλων και επιλεγμένων συναρτήσεων υφής

Παράδειγμα συνάρτησης υφής πιθανά χρήσιμης σε συνδυασμό με pre-processing



<u>SURFACE</u>: μεταβολή καμπύλης απόκρισης ως προς gamma correction (log.scale, g=0.62)

Χάρης Γεωργίου

# Επιλεγμένες συναρτήσεις υφής (1<sup>st</sup> order statistics)

Αρχικό σύνολο 7 συναρτήσεων υφής με ομαλή συμπεριφορά (tissue, X-ray)

Συμπληρωματικό σύνολο 4 συναρτήσεων υφής με «ενδιαφέρουσα»
 συμπεριφορά όταν προηγείται προεπεξεργασία ιστογράμματος (gamma)

Αποτελέσματα χρήσιμα τόσο σε off-line processing (π.χ. segmentation), όσο και σε συστήματα on-line (scan-based mammographic h/w)

#### Βασικό σύνολο συναρτήσεων:

- F01: "MIN"
- F02: "MAX"
- F03: "MEAN"
- F07: "POWER"
- F11: "VOLUME"
- SF19: (normalized power)
- SF20: (normalized exposure)

#### Πρόσθετο σύνολο συναρτήσεων:

- SURFACE: g < 1.00
- SF17 (norm.surface): g < 1.00
- SF14 (mean.var): exp. decr. response

# Image normalization: Dynamic range estimation during scanning



I-ImaS: CTI on WP3/WP9

London, 22-23 Nov 2006

# Example of ORP: Expert's evaluation against beam settings

I-ImaS setup: acceptable dose, high qual					
Expert's Evaluation Table on Scout Scan Images					
value.QI: <70 (underE), >100 (overE)					
WF.pos: 100%	93	99	108	117	120
WF.pos: 80%	84	87	102	110	113
WF.pos: 60%	77	81	99	104	107
WF.pos: 40%	70	75	89	98	104
WF.pos: 20%	62	69	77	93	100
WF.pos: 0%	53	61	69	89	99
	Scout beam				
	level	level: 35%	level: 40%	level: 45%	level: 50%
I-ImaS setup: low dose, acceptable quality					

Note: Tests at multiple scout beam levels are necessary to cover all possible cases of tissue-related areas during normal operation.

I-ImaS: CTI on WP3/WP9

London, 22-23 Nov 2006

# Example of OCP: From texture analysis to I-ImaS beam adjustments



## Summary of Adaptive Controller Profiles:

- Optimal Operational Profile (OOP): Use different modes of operation, namely for areas were tissue is or is not detected via specific textural features (e.g. SD).
- Optimal Response Profile (ORP): Use specific quality templates, asserted by human experts, for quantifying the notion of desired/optimal response by the controller.
- Optimal Control Profile (OCP): Implement a flexible adaptation model that exploits the current scout scan and internal logic/memory, in order to produce a good estimation of the best way to optimize the current image quality/dose index.

#### **Current Status:**

 OOP and OCP have been addressed in D.8 and D.9 reports. ORP requires experts' evaluation sheets on new images acquired from I-ImaS sensors.

(See: report D.9, Oslo/05)

# Design of the desired system response (OCP):

"Simplistic" : Easy to implement, provided a straight-forward "behavioral" design is evident for mapping feature vectors (states) into regions of optimal or near-optimal image quality (output). Feedback is calculated by means of reverse-mapping between image quality index and input.

"Fully adaptive" : Does NOT depend on any type of embedded "prior knowledge" from experts and adaptation is local (iterative). However, it needs a minimum of 2-3 consecutive measurements at different states.

"Model matching": Prior "template" map is used as guideline for the image quality index space embodying the experts' knowledge (response). Feedback is calculated directly for either local or global optimization.

Note: Details are included in the D.9 report (Mar.2005)

#### **Current Status:**

• "Simplistic" option has been tested successfully, but dose considerations require an extension into the "Model-Matching" option (combined quality index).

## Example of ORP: Standard AERC curves (fluoroscopic)



Standard kVp/mAs exposure profiles (AERC) for a modern fluoroscopic unit [11]. P1: std 5 mA, P2: std 3 mA, P3: 4 mA high contrast, P4: 8 mA high contrast, P5: "paediatric", P6: "iodine"

I-ImaS: CTI on WP11

*Ioannina, 23-24 May 2006* 



- Different stages embed different levels of complexity and processing time
- Exact ordering and sequence of the stages IS important for optimum results
- <u>Ideal case</u>: feature extraction comes after the last restoration stage
- <u>Real case</u>: embed as many stages as possible within the on-line loop

#### Current Status:

- Analytical models have already been studied, but intensive processing stages have to be dropped from the on-line loop.
- Test images from the I-ImaS sensors will determine the necessity of each of the individual restoration stages.

(See: report D.9, Oslo/05)

I-ImaS: CTI on WP11

*Ioannina, 23-24 May 2006* 

#### Overview of "innovative" work in WP3



54-11

I-ImaS: CTI on WP11

Ioannina, 23-24 May 2006

# Design of the desired system response:

Summary of I-ImaS Models for On-Line Control	Reactive Control (error-based)	Reactive Control (error-based)	Reactive Control (error-based)	Anticipatory Control
<b>Direct</b> Single-step analytical solution	singer model erified (see: report D.7)	<b>SIVEF model</b> , amic limits aa.r.a.es (? <b>1 +</b>	ed Linear 5 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9	d Linear game an set 20 (see: Trieste/06)
<b>Iterative</b> Multi-step analytical solution	Small-step adjustments (?)	Gradient-based algorithms (?)	Gain-directed gradient-based algorithms (?)	Gain-directed gradient-based algorithms (?)
Heuristic Behavioral model (on-line learning)			ement Model enor-based (see: Trieste/06)	30 g Model predictive 27 (see: Trieste/06)

55-11

# Design of the desired system response:

Summary of I-ImaS	Reactive Control (error-based)	Reactive Control (error-based)	Reactive Control (error-based)	Anticipatory Control (predictive)
Models for	Simplistic	Fully-Adaptive	Model-Matching	Model-Matching
On-Line	"blind" optimization	"blind"	Use experts'	Use experts'
Control	stationary	optimization	"reference" points	"reference" points
Direct Single-step analytical solution	FG/BG Percentile Model (SINTEF) tested/verified (see: report D.9)	Weighted Linear Model (CTI/UoT) adaptive limits and quality/dose tpl.	Weighted Linear Model gain-directed (see: report D.9)	Weighted Linear Model gain-directed (see: Trieste/06)
<b>Iterative</b> Multi-step analytical solution	Small-step adjustments (?)	Gradient-based algorithms (?)	Gain-directed gradient-based algorithms (?)	Gain-directed gradient-based algorithms (?)
Heuristic Behavioral model (on-line learning)			Reinforcement Learning Model error-based	Reinforcement Learning Model predictive
	Selected des	as launch	(see. mesteroo)	(see. mesteroo)

I-ImaS: CTI on WP3/WP9

London, 22-23 Nov 2006

### Overview of work undertaken:

- Identification of important factors related to image quality (technical and clinical)
- Definition of relevant image statistics (mainly texture), localized and global, that could quantify these image quality factors (e.g. content-rich tissue areas)
- Experimental analysis and selection of the most prominent image textural/histogram features that correspond to changes in the local content of the image
- 4. Formulation of a robust and simple control model that uses these features as input to control the X-ray exposure parameters (mAs) optimally in terms of dose/quality

London, 21-22 May 2007

#### Overview of work completed:

- Technical and clinical "quality" of X-ray images was defined formally for mammographic and dental images (RIEDS forms A-F: detailed documentation framework)
- Image analysis was based on 1<sup>st</sup>-order statistics for increased speed and inherent parallelizable processing
- Several textural features (20+ simple and composite) were tested and evaluated in several image DB sets against X-ray exposure, most prominent ones (5-7) were identified as "good" for automatic control input

4. Simple 1<sup>st</sup>-order linear feedback model was employed as the base for I-ImaS "content-aware" AERC-like control



# Στόχοι μελέτης (ΙΙΙα) – Ανάλυση Υφής Μάζας

- Διερεύνηση συναρτήσεων υφής (περιεχόμενο) και των παραμέτρων τους (κλίμακα, δειγματοληψία, κτλ) σε σχέση με τη διαγνωστική τους ικανότητα
- 2. Διερεύνηση των δεδομένων υφής μέσω τεχνικών στατιστικής ανάλυσης
- 3. Εφαρμογή διαφόρων τύπων γραμμικών και μη γραμμικών ταξινομητών (classifiers) και αξιολόγησή τους ως input σε συστήματα CAD/ACD

#### Στόχοι μελέτης (ΙΙΙβ) – Ανάλυση Μορφολογίας Μάζας

- 1. Διερεύνηση <u>συναρτήσεων μορφολογίας (σχήμα)</u> και των παραμέτρων τους (κλίμακα, δειγματοληψία, κτλ) σε σχέση με τη διαγνωστική τους ικανότητα
- 2. Διερεύνηση των δεδομένων μορφολογίας μέσω τεχνικών στατιστικής ανάλυσης
- 3. Εφαρμογή διαφόρων τύπων γραμμικών και μη γραμμικών ταξινομητών (classifiers) και αξιολόγησή τους ως input σε συστήματα CAD/ACD

# Ανάλυση Υφής Μάζας ως προς την Παθολογία

- Στατιστικά 1<sup>ης</sup> τάξης ۲
- Στατιστικά ανώτερης τάξης
  - Co-occurrence matrices (SDGM)
  - Run-Length matrices (RLM)
- Διαφορετικές διαμορφώσεις
  - μεγέθους παραθύρου δειγματοληψίας (box size)
  - σχημάτων δειγματοληψίας (απλή πεπλεγμένη)
  - αποστάσεων (SDGM, RLM)
- Ανάλυση μορφοκλασματικής διάστασης δεδομένων (dataset fractal analysis)

7 8 1 2

3 2 1 8

Ζ

6

5

4

Παραγωγή τελικού συνόλου δεδομένων

4	1	2	
3	Z	3	
2	1	4	

	10	11	12	1	2	3	4
3	9						5
4	8						6
5	7			Ζ			7
6	6						8
7	5						9
	4	3	2	1	12	11	10







61

#### ΙΙΙα: Χαρακτηρισμός Νεοπλασματικών Μαζών σε Μαστογραφία: Ανάλυση Υφής



$$PC(r) = K \cdot r^{D}$$

$$y = Y_{0} + C_{y} \cdot \left[\frac{1}{1 + \exp(-C_{x} \cdot (x - X_{0}))}\right]$$

$$\frac{\partial^{2} y(X_{0})}{\partial x^{2}} = 0 \Rightarrow D_{2} \quad \frac{\partial y(X_{0})}{\partial x} \quad \frac{C_{x}C_{y}}{4}$$

Η διάσταση fractal ενός συνόλου δεδομένων υποδηλώνει την «ενδογενή» (intrinsic) διάστασή του, δηλαδή το ελάχιστο πλήθος διαστάσεων που μπορούν να περιγράψουν την πολυπλοκότητα της εσωτερικής του δομής

<b>Dataset Fractal Dimension</b>	Complete set	MANOVA	
$(D_2 \text{ value})$	(dim=120)	top-20	top-10
Qualitative prop. dataset	3,18	-	-
Textural features set, sampling box size: 20 pixels	4,10	3,94	3,88
Textural features set, sampling box size: 50 pixels	4,42	4,28	3,90

# Επιλεγμένα Χαρακτηριστικά Υφής Μάζας (MANOVA top-10)

### 20-pixel box size (1,270 mm)

FeatureID	Description		
<u>86</u>	SDGM contrast, mean, $d=3$		
<u>4</u>	Graylevel mean value		
<u>9</u>	SDGM, angular 2nd moment, range, $d=1$		
<u>80</u>	RLM non-uniformity, mean, <i>d</i> =2		
82	RLM percentage, mean, <i>d</i> =2		
<u>50</u>	SDGM correlation, mean, $d=2$		
92	SDGM invar.diff.moment, mean, <i>d</i> =3		
74	RLM short run emphasis, mean, $d=2$		
<u>73</u>	SDGM max.correl.coeff, range, <i>d</i> =2		
<u>120</u>	RLM percentage, mean, <i>d</i> =3		

### 50-pixel box size (3,175 mm)

FeatureID	Description
<u>80</u>	RLM non-uniformity, mean, $d=2$
<u>20</u>	SDGM sum of variances, mean, $d=1$
<u>3</u>	Graylevel max value
<u>90</u>	SDGM sum sqr. variance, mean, $d=3$
<u>81</u>	RLM non-uniformity, range, <i>d</i> =2
6	Graylevel histogram skewness
15	SDGM sum sqr. variance, range, $d=1$
36	RLM short run emphasis, mean, $d=1$
<u>63</u>	SDGM entropy, range, <i>d</i> =2
<u>72</u>	SDGM max.correl.coeff, mean, d=2

	20-pixel	box size	50-pixel	box size
Dataset Configuration	LDA classifier	LSMD classifier	LDA classifier	LSMD classifier
distances: {1} 1st order stats: NO	51,1%	55,1%	62,3%	62,3%
distances: {1,2,3} 1st order stats: NO	60,8%	60,8%	66,8%	66,8%
distances: {1,2,3} 1st order stats: YES	62,6%	62,6%	69,0%	69,0%

	20-pixel box dataset	50-pixel box dataset
Classifier		
LDA	62,6%	69,0%
LSMD	62,6%	69,0%
<i>k</i> -nn	80,3%	83,6%
NN/RBF	71,3%	72,8%
NN/MLP	74,4%	78,2%
C-SVM/RBF	80,4%	83,9%

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

### Αξιολόγηση αποτελεσμάτων (ΙΙΙα) ως προς:

- 1. μέγεθος παραθύρου δειγματοληψίας (box size)
- 2. κλίμακα επεξεργασίας σε επίπεδο pixels (d=1,2,3)
- 3. επιλογή βέλτιστων συναρτήσεων υφής
- 4. απόδοση διαφόρων πρότυπων ταξινομητών

### **Βασικά Συμπεράσματα (ΙΙΙα**):

- Η επιλογή βέλτιστων συναρτήσεων υφής εξαρτάται από το μέγεθος του παραθύρου δειγματοληψίας και την κλίμακα επεξεργασίας pixels
- Επιλέγονται κυρίως στατιστικά ανώτερης τάξης (SDGM, RLM) και κλίμακας επεξεργασίας pixels (d=2 ή d=3)
- Μεγαλύτερο παράθυρο δειγματοληψίας σημαίνει αποτύπωση δομών σε μεγαλύτερη φυσική κλίμακα, δίνοντας γενικά καλύτερα αποτελέσματα
- Η μείωση της αρχικής διάστασης (120) σε top-20 ή top-10 μέσω MANOVA
   δεν επηρεάζει σημαντικά το dataset FD (περιγραφική ικανότητα)
- Αξιόλογα αποτελέσματα ταξινόμησης παθολογίας (texture-only)

# Ανάλυση Μορφολογίας Μάζας ως προς την Παθολογία

- Ανάκτηση 1-διάστατου σήματος από παρυφή (περίγραμμα μάζας)
  - Σειριακή αποτύπωση παρυφής (παραμετρική, σταθερού βήματος)
  - Καταγραφή ακτινικών αποστάσεων
- Υπολογισμός στατιστικών χαρακτηριστικών καμπύλης
- Φασματική ανάλυση σήματος
  - Ανάλυση κατά Fourier
  - Ανάλυση κατά wavelets
- Ανάλυση μορφοκλασματικής (fractal) διάστασης δεδομένων
- Παραγωγή τελικού συνόλου δεδομένων









#### Dataset fractal analysis

D <sub>2</sub> value	complete set	MANOVA top-20
Qualitative properties set	3,18	_
Morphological features set	4,11	2,71

- Αρχικό σύνολο μορφολογικών χαρακτηριστικών (217) περιλαμβάνει στατιστικά από το αρχικό σήμα (radial distance) και φασματικούς μετασχηματισμούς του (DFT, DWT)
- DWT: 4-level, 5 kernels (haar, sym2, coiflet1, biorth1.5, dmey)
- Κάθε 1-D σήμα (αναπαράσταση) της παρυφής της μάζας κωδικοποιείται μέσω 7 συναρτήσεων-μετρικών μορφολογίας της καμπύλης (mean, stdev, circularity, area ratio, entropy, zc-count, roughness index)

#### Ταξινόμηση ως προς τον τύπο σχήματος

Classifier model	Success rate (%)
LDA	66,90%
<i>k</i> -nn	67,70%
LSMD	72,30%
NN/MLP	72,30%
NN/RBF	67,70%



#### Σημαντικότερες μετρικές (συνολικά):

- zc-count (μόνο για τύπο σχήματος)
- 🗸 roughness index (μόνο για παθολογία)
- mean value (και για τα δύο)
- area ratio (και για τα δύο)

Από ποιοτικά χαρακτηριστικά (περιγραφή ακτινολόγου):

C-SVM/RBF:

93,85% (no shape type) 94,62% (with shape type)

#### Ταξινόμηση ως προς την παθολογία

Classifier model	Success rate (%)
LDA	89,23%
<i>k</i> -nn	85,38%
LSMD	88,46%
NN/MLP	89,23%
NN/RBF	83,85%
C-SVM/RBF	91,54%

# Αξιολόγηση αποτελεσμάτων (ΙΙΙβ) ως προς:

- 1. αναπαράστασης παρυφής σε διαφορετικά πεδία (radial, DFT, DWT)
- 2. επίπεδα ανάλυσης στο πεδίο DWT (1-4)
- 3. επιλογή βέλτιστων συναρτήσεων μορφολογίας (7)
- 4. απόδοση διαφόρων πρότυπων ταξινομητών

# **Βασικά Συμπεράσματα (ΙΙΙβ**):

- Ο τύπος σχήματος (1-4) της μάζας επιβεβαιώνεται ως πολύ σημαντικός
- DWT: 22 από τα 24 επιλεγμένα χαρακτηριστικά αφορούν detail components, κυρίως σε level ≥ 2 (⇒ αποφυγή θορύβου, level=1)
- DFT: μείωση του resolution σε 128 είχε ως αποτέλεσμα την σημαντική μείωση (-22%...-26%) των ποσοστών επιτυχίας (περιγραφικής ικανότητας)
- Η μείωση της αρχικής διάστασης (217) σε top-20 μέσω MANOVA
   επηρεάζει σημαντικά το dataset FD, αλλά όχι απαραίτητα και την
   περιγραφική ικανότητα του τελικού συνόλου δεδομένων (βλ. ταξινόμηση)
- Αξιόλογα αποτελέσματα ταξινόμησης παθολογίας (shape-only)



Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

#### Θεωρία Παιγνίων

- John Von Neuman, Oskar Morgernstern, Emile Borel (δεκαετία '40+)
- παίγνια: μηδενικού (ZS) ή μη-μηδενικού (NZS) αθροίσματος
- παίγνια: ανταγωνιστικά (competitive) ή συνεργατικά (cooperative)
- άλλες κατηγορίες: iterative, perfect-information, meta-games, ...
- John Nash (1957): bargaining theory (ανταγωνιστικά παίγνια)
  - ⇒ "no regrets" strategy, equilibrium points (ὑπαρξη, <u>ὀχι</u> υπολογισμὀς)
  - ⇒ ισχύει εν μέρει και στα *συνεργατικά* παίγνια (συνθήκες συνεργασίας)
- Μελέτη σχηματισμού «συνεργασιών» ⇒ coalitional games
- Τα παίγνια συνεργασίας μεταξύ μεμονωμένων «παικτών» μπορεί ταυτόχρονα να είναι παίγνια ανταγωνισμού μεταξύ «συνασπισμών»
- Σχηματισμός συνασπισμών (coalitions): συνδυαστικό πρόβλημα, κατακερματισμού (partitioning) του συνόλου των «παικτών».

# Παίγνια Σταθμισμένης Πλειοψηφίας (Weighted Majority Voting)

- Weighted Majority Games (WMG): ψηφοφορία με διαφορετικά «βάρη»
- Weighted Majority Rules (WMR): σταθμισμένο άθροισμα ψήφων
- Nitzan, Paroush (1982): σε προβλήματα διχοτόμησης, οι WMR είναι βέλτιστοι κανόνες απόφασης σε παίγνια τύπου WMG
- Shapley, Grofman (1984): η βέλτιστη τιμή των βαρών στον WMR υπολογίζονται αναλυτικά μέσω του κανόνα log-odds:

$$w_i = \log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = p_i P_i \left\{\theta \quad \Theta_{correct}\right\}, \quad i = 1..K$$

$$D_{wmr}(\mathbf{x}) = sign(O_{wmr}(\mathbf{x}) - T)$$

- Κανόνας log-odds: έχει αποδειχθεί & εφαρμοστεί σε διάφορες επιστήμες
- Σε πρόσφατες μελέτες (2002+): αποδείχθηκε και τυπικά ο βέλτιστος χαρακτήρας των WMR σε WMG σε προβλήματα K>2 επιλογών

Χάρης Γεωργίου
## Βασικά ζητήματα στη σχεδίαση μοντέλων συνδυασμού ταξινομητών:

- Υπάρχει κάποιος γενικός και απλός τρόπος διατύπωσης των κανόνων συνδυασμού;
- Υπάρχει ένας καθολικά βέλτιστος τρόπος υλοποίησης του γενικευμένου αυτού κανόνα;
- Αν υπάρχει ένας τέτοιος γενικευμένος κανόνας, καλύπτει και την περίπτωση χρήσης ενός μετα-ταξινομητή ως κόμβο συνδυασμού των επιμέρους εξόδων των ταξινομητών;

### Γιατί θέλουμε περισσότερους από έναν ταξινομητές («experts»);

- Condorcet Jury Theorem (1785)
  - indep.experts, p>0,5}  $\Rightarrow$  απόδοση αυξάνει μαζί με το πλήθος Ν

### Τύποι ταξινομητών με βάση το είδος εξόδου (output):

- class label: εύκολο να συνδυαστούν ως «ψήφοι»
- ranked list: δύσκολο να συνδυαστούν πλήρως (Condorcet optimality)
- soft value: όπως και στο class label + πληροφορία «βεβαιότητας»

## Είδη κανόνων συνδυασμού ταξνομητών:

- στατικοί/σταθεροί κανόνες (fixed rules)
- κανόνες με «εκπαίδευση» βαρών (trained rules)
- κανόνες με σταθμισμένο συνδυασμό μέτρων εμπιστοσύνης (weighted confidence transformation rules)

### Επιτροπές ταξινομητών (committees/ensembles):

- selection (π.χ. Dynamic Classifier Selection DCS)
- fusion (π.χ. sum-based & voting, product-based, ...)

### Ανεξαρτησία ταξινομητών (diversity):

- απαραίτητη, αλλά πολύ δύσκολο να επιτευχθεί στην πράξη
- Boosting: εστίαση στα δείγματα γύρω από το boundary (errors)
- Bagging: πολλαπλή δειγματοληψία από το ίδιο σύνολο εκπαίδευσης
- Subspace methods: διαχωρισμός σε υποχώρους χαρακτηριστικών

# Στόχοι μελέτης (ΙV)

- 1. Εφαρμογή του πλαισίου WMR ως μοντέλο συνδυασμού ταξινομητών
- Συγκριτική αξιολόγηση ως προς άλλους τυπικούς «κανόνες» συνδυασμού, με βάση πολλαπλά benchmark datasets και τύπους ταξινομητών
- 3. Επέκταση του βασικού μοντέλου χρησιμοποιώντας «τοπική» (posterior) αντί για «γενική» (prior) πιθανότητα επιτυχίας στα log-odds weights

### Αποτελέσματα διαδικασίας (ΙV)

- Αξιολόγηση μοντέλων συνδυασμού ταξινομητών βασισμένα σε WMR
- Αξιολόγηση χρήσης prior και posterior πιθανότητας στα log-odds

### Επιλογή benchmark datasets (Raetch, ELENA)

- σύγκριση ως προς πλήθος δειγμάτων, διάστασης, στατιστικών μέτρων διαχωρισιμότητας (⇒ σημαντικότητα πειραματικών αποτελεσμάτων)
  - επιλέχθηκαν 4 από τα αρχικά 14 σύνολα δεδομένων

### Επιλογή ταξινομητών προτύπων

- επιλογή τυπικών ταξινομητών με διαφορετικές αρχιτεκτονικές και αλγορίθμους εκπαίδευσης
  - επιλέχθηκαν 3 ταξινομητές

### Επιλογή μοντέλων συνδυασμού ταξινομητών

- επιλογή τυπικών κανόνων συνδυασμού, κυρίως στατικών (fixed) και σταθμισμένης απόφασης, χωρίς iterative weight training
  - επιλέχθηκαν συνολικά 8 κανόνες (μαζί με τους δύο WMR)

## Επιλογή μεθόδου για diversity (selective subspace)

- επιλέχθηκε η μέθοδος subspace ως η πλέον κατάλληλη για πλήρη
  διαχωρισμό του χώρου των δεδομένων εισόδου μεταξύ ταξινομητών
  - ανάγκη για δημιουργία περίπου «ισοδύναμων» ταξινομητών
  - selective subspace αντί για random subspace μέθοδο
    - 1. ταξινόμηση χαρακτηριστικών ως προς σημαντικότητα (MANOVA)
    - 2. ανάθεση «βάρους» σε καθένα
    - 3. διαχωρισμός σε Κ υποσύνολα περίπου ίδιου αθροίσματος βαρών
    - 4. κάθε υποσύνολο αποτελεί ξεχωριστό subspace (εκπαίδευση)

	Non-weighted	Weighted
Static or Rank-based	simple average maximum majority	LSE-weighted average WMR (static) log-odds
Adaptive (using posteriors)	DCS-LA (with priors) DCS-LA (no priors)	WMR (adaptive) log-odds

Dataset	best SVM configuration	best OBCT configuration	best <i>w/k</i> -nn configuration
ringnorn	kernel: RBF (σ=5) μ=0.016 <i>epsilon</i> =5.e-4	splt.func= <i>twoing</i> splt.limit=10	dist.func= <i>Euclidean</i> <i>k</i> -size=1 weight.func= <i>none</i>
splice	kernel: RBF (σ=42) μ=0.036 epsilon=5.e-4	splt.func= <i>deviance</i> splt.limit=10	dist.func= <i>Euclidean</i> <i>k</i> -size=15 weight.func= <i>Gaussian</i>
twonorm	kernel: RBF (σ=100) μ=0.008 epsilon=5.e-4	splt.func= <i>deviance</i> splt.limit=10	dist.func= <i>Euclidean</i> <i>k</i> -size=17 weight.func= <i>linear</i>
waveform	kernel: RBF ( <i>σ</i> =20) μ=0.020 <i>epsilon</i> =5.e-4	splt.func= <i>Gini</i> splt.limit=10	dist.func= <i>Euclidean</i> <i>k</i> -size=21 weight.func= <i>none</i>

εκπαίδευση μοντέλων απλών ταξινομητών για τον καθορισμό περιοχών βέλτιστης απόδοσης

Dataset	Training set size	Testing set size	Dataset Dimension	SVM accuracy	OBCT accuracy	w/ <i>k</i> -NN accuracy
ringnorn	400	7000	20	<b>97,66</b> (±0,22)	<b>80,78</b> (±2,41)	<b>77,00</b> (±1,83)
splice	1000	2175	60	<b>85,29</b> (±1,08)	<b>92,98</b> (±0,97)	<b>77,88</b> (±2,09)
twonorm	400	7000	20	<b>97,70</b> (±0,15)	<b>76,56</b> (±1,63)	<b>97,85</b> (±1,52)
waveform	400	4600	21	<b>90,10</b> (±0,40)	<b>80,91</b> (±1,65)	<b>89,85</b> (±1,50)

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

# Εκτίμηση τοπικής πιθανότητας επιτυχίας (LAE)

- Μέθοδος υπολογισμού του local accuracy estimate (LAE):
  - 1. συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας σφάλματος μέσω ιστογράμματος
  - 2. κανονικοποίηση και προσαρμογή συστάδων ίσου πλήθους δειγμάτων
  - 3. μετατροπή σε συνεχή συνάρτηση μέσω προσέγγισης με splines
  - ⇒ πλήρης περιγραφή της συνάρτησης πιθανότητας επιτυχίας (posterior)





	ringr	orm	spi	lice	two	norm	wav	eform			07051/
	<i>K</i> =5	<i>K</i> =7	SUM	MEAN	SIDEV						
STD: DCS- LA (no priors)	8	8	<u>10</u>	<u>10</u>	9	6	9	<u>10</u>	70	8,75	1,39
	16,96	20,25	19,69	22,04	14,55	17,28	8,06	12,87		16,46	4,53
WMR: log- odds (adaptive)	7	6	8	8	8	<u>10</u>	<u>10</u>	9	66	8,25	1,39
	16,11	18,11	17,68	20,06	14,22	18,80	8,67	12,8		15,81	3,75
STD: DCS- LA (with priors)	9	9	9	9	9	5	4	3	57	7,13	2,64
	17,27	20,43	19,17	21,89	14,55	17,22	-3,31	4,25		13,93	8,83
STD: simple average	<u>10</u>	<u>10</u>	4	4	<u>10</u>	4	7	8	57	7,13	2,80
	17,64	21,62	7,76	6,11	15,20	5,82	7,97	11,68		11,73	5,87
STD: LSE- weighted average	6	5	7	6	7	7	8	7	53	6,63	0,92
	14,81	15,58	16,46	19,04	13,76	17,49	7,98	11,21		14,54	3,56
WMR: log- odds (static)	4	4	6	7	7	9	6	5	48	6,00	1,69
	14,63	13,62	16,41	19,17	13,76	17,66	7,37	9,77		14,05	3,93
STD: simple majority	5	3	5	5	7	8	6	4	43	5,38	1,60
	14,81	12,57	12,28	13,92	13,76	17,64	7,37	7,34		12,46	3,55
STD: maximum	3	7	3	3	6	3	5	6	36	4,50	1,69
	14,41	18,68	1,68	-2,18	12,10	1,64	6,07	10,16		7,82	7,21

# Αναλυτικά αποτελέσματα: SVM ensembles

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

	ringr	norm	spl	ice	twor	norm	wave	eform	CUM	MEAN	CTDE)(
	<i>K</i> =5	<i>K</i> =7	SUM	MEAN	SIDEV						
VVMR:log- odds (adaptive)	<u>10</u>	8	6	7	9	<u>10</u>	<u>10</u>	<u>10</u>	70	8,75	1,58
	14,25	15,34	18,93	21,49	15,00	18,44	7,46	12,80		15,46	4,31
STD:LSE- weighted average	9	9	7	9	8	7	8	<u>10</u>	67	8,38	1,06
	14,17	15,40	18,98	21,65	14,40	17,83	7,05	12,80		15,29	4,42
VVMR: log- odds (static)	9	7	8	8	8	8	9	6	63	7,88	0,99
	14,17	14,88	19,16	21,58	14,40	17,84	7,10	4,25		14,17	5,88
STD: simple majority	9	6	5	5	8	9	9	9	60	7,50	1,85
	14,17	14,86	15,14	16,26	14,40	17,87	7,10	11,21		13,88	3,33
STD: simple average	8	<u>10</u>	4	4	<u>10</u>	6	7	8	57	7,13	2,36
	13,51	16,07	12,14	15,10	15,32	16,66	5,49	9,43		12,97	3,83
STD: DCS- LA (no priors)	7	4	<u>10</u>	<u>10</u>	7	4	6	7	55	6,88	2,30
	9,23	11,00	20,67	21,92	13,34	12,95	3,89	7,34		12,54	6,21
STD: DCS- LA (with priors)	6	5	9	6	6	5	4	7	48	6,00	1,51
	8,34	11,18	20,57	20,90	13,33	12,99	-5,00	7,34		11,21	8,24
STD: maximum	5	3	3	3	5	3	5	5	32	4,00	1,07
	0,52	-1,48	8,13	9,25	2,05	-1,58	-1,37	2,11		2,20	4,28

# Αναλυτικά αποτελέσματα: OBCT ensembles

Χάρης Γεωργίου

Αθήνα (ΕΚΠΑ), 20/2/2009

	ringnorm		splice		twor	norm	wave	eform			OTOFIL
	K=5	K=7	K=5	K=7	<i>K</i> =5	<i>K</i> =7	<i>K</i> =5	K=7	- SUM	MEAN	SIDEV
WMR: log- odds (adaptive)	8	8	8	7	<u>10</u>	<u>10</u>	<u>10</u>	<u>10</u>	71	8,88	1,25
	17,17	20,76	16,22	19,03	14,16	18,08	6,98	9,12		15,19	4,85
STD: DCS- LA (no priors)	9	9	9	<u>10</u>	7	6	6	6	62	7,75	1,67
	19,68	21,41	19,05	21,49	9,48	10,66	4,55	3,65		13,75	7,52
STD: DCS- LA (with priors)	<u>10</u>	<u>10</u>	<u>10</u>	9	6	5	4	4	58	7,25	2,76
	20,00	21,79	19,30	21,24	9,45	10,64	-7,51	-8,96		10,74	12,62
STD: LSE- weighted average	7	5	5	5	9	8	9	9	57	7,13	1,89
	13,47	16,99	13,91	17,34	14,08	17,85	6,77	8,86		13,66	4,02
- VVMR: log- odds (static)	7	6	4	4	9	9	8	8	55	6,88	2,03
	13,47	17,02	13,78	17,09	14,08	17,93	6,76	8,82		13,62	4,01
STD: simple average	6	4	7	8	8	7	7	7	54	6,75	1,28
	3,03	-1,72	15,41	19,20	12,82	13,75	6,42	6,16		9,38	7,03
STD: simple majority	7	7	3	3	9	9	8	8	54	6,75	2,43
	13,47	17,03	9,39	12,73	14,08	17,93	6,76	8,82		12,53	3,96
STD: maximum	5	3	6	6	6	3	5	5	39	4,88	1,25
	-8,01	-9,72	15,29	18,44	5,82	2,07	4,07	2,07		3,75	9,85

## Αναλυτικά αποτελέσματα: w/k-nn ensembles

# Συγκεντρωτικά αποτελέσματα – Αξιολόγηση μοντέλων

Combination rule	wBorda SUM	wBorda MEAN	wBorda STDEV
WMR: log-odds (adaptive)	207	8,63	1,38
STD: DCS-LA (no priors)	187	7,79	1,91
STD: LSE-weighted average	177	7,38	1,50
STD: simple average	168	7,00	2,15
WMR: log-odds (static)	166	6,92	1,74
STD: DCS-LA (with priors)	163	6,79	2,34
STD: simple majority	157	6,54	2,11
STD: maximum	107	4,46	1,35

- Το τελικό άθροισμα (SUM) υπολογίζεται σε σχέση με την κατάταξη του κάθε μοντέλου σε όλους τους (3) ταξινομητές και (4) σύνολα δεδομένων
- Η μέση τιμή (MEAN) και η τυπική απόκλιση (STDEV) δείχνουν τη γενική κατάταξη wBorda του αντίστοιχου μοντέλου (βαθμολόγηση με max=10)

## Αξιολόγηση αποτελεσμάτων (ΙV) ως προς:

- 1. την συνέπεια κάθε κανόνα συνδυασμού ως προς τους ταξινομητές
- 2. την συνέπεια κάθε κανόνα συνδυασμού ως προς τα datasets
- 3. την αποτελεσματικότητα της χρήσης posterior πιθανοτήτων (WMR, DCS)
- 4. τη συγκριτική αξιολόγηση των κανόνων συνδυασμού ταξινομητών

### **Βασικά Συμπεράσματα (Ι**V):

- Υπεροχή του μοντέλου WMR/a σε σχέση με όλα τα υπόλοιπα μοντέλα
- Τα μοντέλα weighted εμφανίζουν καλύτερη απόδοση από τα non-weighted
- Η χρήση LAE (DCS, WMR/a) βελτιώνει σημαντικά την απόδοση
- Οι καλύτεροι κανόνες εμφανίζουν τελική απόδοση παρόμοια με αυτή του καλύτερου single-classifier (-3%...0%) και σημαντική αύξηση σε σχέση με την μέγιστη απόδοση του καλύτερου μέλους της ομάδας (ως και +22%)
- Αύξηση του μεγέθους της ομάδας (από K=5 σε K=7) συνοδεύεται από μεγαλύτερο «κέρδος» από το συνδυασμό των ταξινομητών (απόδοση)

### Παρατηρήσεις (Ι): unique WMG/WMR

- unique WMR: {aképaia weights,  $\delta \epsilon \delta \circ \mu \epsilon v \circ N$ , q=0,5}  $\Rightarrow \pi \epsilon \pi \epsilon \rho a \sigma \mu \epsilon v \circ (\mu \kappa \rho \delta) \pi \lambda \eta \theta \circ \varsigma$
- δεν υπάρχει απόδειξη για N>7, ο υπολογισμός είναι ιδιαίτερα δύσκολος

### Παρατηρήσεις (II): Semivalues

- Semivalues: συναρτήσεις εκτίμησης «ισχύος» ψήφου
- Shapley-Shubik ( $\varphi$ ), Banzhaf-Coleman ( $\xi$ ), ...
- Γενικά δεν ταυτίζονται με τα αντίστοιχα βάρη ψηφοφορίας
- Σημαντική διαφοροποίηση με βάρη για ομάδες με N≤15 (L.S.Penrose, 2006)

### Παρατηρήσεις (II): SVM ensembles

- Μελέτη των WMR σε σχέση με semivalues (ξ) δείχνει πως η συλλογική απόδοση μεγιστοποιείται για πολλά μέλη μέτριας απόδοσης (p>0,5) και χωρίς ιεραρχική δομή ψηφοφορίας («flat» voting, linear combination)
- Παρόμοια συμπεράσματα από μελέτες γραμμικών συνδυασμών πολλών ταξινομητών SVM «μέτριας» απόδοσης (2004)

# Τελικά Συμπεράσματα – Συνεισφορά:

- Ποιοτικά χαρακτηριστικά μαστογραφικής εικόνας, τεχνικά θέματα διασφάλισης ποιότητας εικόνας
- II. Βελτιστοποίηση πρωτογενών δεδομένων, παράμετροι ακτινοβολίας, συσχέτιση με βασικά στατιστικά υφής της εικόνας
- ΙΙΙ. Χαρακτηρισμός νεοπλασιών στη μαστογραφία: ανάλυση υφής και μορφολογίας εντοπισμένων μαζών για διάγνωση παθολογίας
- IV. Θεωρία παιγνίων και συλλογικής απόφασης για μοντέλα συνδυασμού ταξινομητών προτύπων

#### "Αλγόριθμοι Ανάλυσης Εικόνας και Συνδυασμού Ταξινομητών Προτύπων με Εφαρμογή στην Ιατρική Διάγνωση"

#### Σχετικές δημοσιεύσεις εργασιών σε επιστημονικά περιοδικά και συνέδρια:

G. Li, J. Verheij, P.F. van der Stelt, R. Speller, J. Griffiths, M. Metaxas, G. Royle, F. Psomadellis, R. Turchetta, A. Fant, S. Theodoridis, H. Georgiou, G. Hall, J. Ostby, H. Schulerud, F. Triantis, N. Manthos, R. Longo, C. Venanzi, *Subjective image quality of lateral cephalometric radiographs with and without applying a predicting model*, Chinese Journal of Dental Research, Vol.11, N.2, pp. 96-100, 2008.

J.A. Griffiths, C. Venanzi, R.D. Speller, G.J. Royle, M.G. Metaxas, C. Esbrand, P.F. van der Stelt, G. Li, H. Verheij, R. Turchetta, A. Fant, P. Gasiorek, S. Theodoridis, H. Georgiou, D. Cavouras, G. Hall, M. Noy, J. Jones, J. Leaver, D. Machin, S. Greenwood, M. Khaleeq, J. Ostby, H. Schulerud, F. Triantis, A. Asimidis, D. Bolanakis, N. Manthos, R. Longo, A. Bergamaschi, *Design and characterization of the I-ImaS multi-element x-ray detector system*, IEEE Transactions on Nuclear Science, vol. 55, issue 3, pp. 827-832 (doi:10.1109/TNS.2008.2000477).

J.A. Griffiths, M.G. Metaxas, S. Pani, H. Schulerud, C. Esbrand, G.J. Royle, B. Price, T. Rokvic, R. Longo, A. Asimidis, E. Bletsas, D. Cavouras, A. Fant, P. Gasiorek, H. Georgiou, G. Hall, J. Jones, J. Leaver, G. Li, D. Machin, N. Manthos, J. Matheson, M. Noy, J.M. Ostby, F. Psomadellis, P.F. van der Stelt, S. Theodoridis, F. Triantis, R. Turchetta, C. Venanzi, R.D. Speller, *Preliminary images from an adaptive imaging system*, Physica Medica, Volume 24, Issue 2, June 2008, Pages 117-121 (doi:10.1016/j.ejmp.2008.01.003).

H. Georgiou, M. Mavroforakis, N. Dimitropoulos, D. Cavouras, S. Theodoridis, *Multi-scaled Morphological Features for the Characterization of Mammographic Masses Using Statistical Classification Schemes*, Artificial Intelligence in Medicine, 41 (1) (2007) pp.39-55 (doi:10.1016/j.artmed.2007.06.004).

M. Mavroforakis, H. Georgiou, N. Dimitropoulos, D. Cavouras, S. Theodoridis, Mammographic Masses Characterization, based on Localized Texture and Dataset Fractal Analysis, Using Linear, Neural and SVM Classifiers, Artificial Intelligence in Medicine, Vol 37 (2) (2006) 145-162. (doi:10.1016/j.artmed.2006.03.002).

M. Mavroforakis, H. Georgiou, N. Dimitropoulos, D. Cavouras, S. Theodoridis, Significance Analysis of Qualitative Mammographic Features Using Linear Classifiers, Neural Networks and Support Vector Machines, European Journal of Radiology, 54 (2005) 80-89. (doi:10.1016/j.ejrad.2004.12.015).

R. Longo, M. Metaxas, C. Esbrand, S. Pani, H Schulerud, T. Rokvic, A Asimidis, E Bletsas, D. Cavouras, A. Fant, P. Gasiorek, H. Georgiou, J. Griffiths, G. Hall, J. Jones, J. Leaver, G Li, D. Machin, N. Manthos, M. Noy, J.M. Ostby, F. Psomadellis, G. Royle, R. Speller, P.F. van der Stelt, S. Theodoridis, F. Triantis, R. Turchetta, C. Venanzi, *Preliminary images from an adaptive imaging system*, Xth European Federation of Organisations for Medical Physics (EFOMP) Congress, First European Conference on Medical Physics, 20-22 September 2007 @ Pisa, Italy.

Harris Georgiou, Michael Mavroforakis, Sergios Theodoridis,

A Game-Theoretic Approach to Weighted Majority Voting for Combining SVM Classifiers, Int. Conf. on ANN (ICANN), 10-13 September 2006 @ Athens, Greece. Ref: S.Kollias et al. (Eds): ICANN 2006, Part I, LNCS 4131, pp. 284-292, 2006.

H. V. Georgiou, M. E. Mavroforakis, D. Cavouras, N. Dimitropoulos, S. Theodoridis,

Multi-scaled Mammographic Mass Shape Analysis and Classification Using Neural Networks,

14th International Conference on Digital Signal Processing (DSP-2002). Topics: Biomedical Signal and Image Processing. July 1-3, 2002 @ Santorini.

#### "Αλγόριθμοι Ανάλυσης Εικόνας και Συνδυασμού Ταξινομητών Προτύπων με Εφαρμογή στην Ιατρική Διάγνωση"

H. Schulerud, J. Thielemann, T. Kirkhus, K. Kaspersen, J. Ostby, M. Metaxas, G. Royle, J. Griffiths, E. Cook, C. Esbrand, S. Pani, C. Venanzi, P. van der Stelt, G. Li, R. Turchetta, S. Theodoridis, H. Georgiou, G. Hall, M. Noy, J. Jones, F. Triantis, A. Asimidis, N. Manthos, F. Triantis, R. Longo, A. Bergamaschi, R. Speller, *Adaptive Image Content-based Exposure Control for Scanning Applications in Radiography*,

Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS), August 28-31 2007 @ Delft University, Delft, the Netherlands.

R. Longo, D. Cavouras, C. Esbrand, I. Evangelou, A. Fant, P. Gasiorek, H. Georgiou, G. Hall, J. Jones, J. Leaver, J. Griffiths, D. Machin, N. Manthos, M. Metaxas, M. Noy, J.M. Ostby, F. Psomadellis, T. Rokvic, G. Royle, H. Schulerud, R. Speller, P.F. van der Stelt, S. Theodoridis, F. Triantis, R. Turchetta, C. Venanzi, <u>A Scanning System For Intelligent Imaging: I-ImaS</u>,

SPIE Medical Imaging Conference, 17-22 February 2007 @ San Diego, California, USA.

J.A. Griffiths, R.D. Speller, G.J. Royle, M.G. Metaxas, P.F. van der Stelt, G. Li, F. Psomadellis, K. Giannakakis, D. Zachariadis, R. Turchetta, A. Fant, P. Gasiorek, S. Theodoridis, H. Georgiou, D. Cavouras, T. Giannakopoulos, G. Hall, M. Noy, J. Jones, J. Leaver, D. Machin, J. Ostby, H. Schulerud, F. Triantis, A. Asimidis, D. Bolanakis, N. Manthos, R. Longo, C. Venanzi, *Preliminary results from the I-ImaS project*, Proceedings of UK Radiological Congress, BJR Congress Series, 2006.

R. Longo, C. Venanzi, A. Bergamaschi, H. Georgiou, S. Theodoridis, H. Schulerud, J. Ostby, R.D. Speller, G.J. Royle, J.A. Griffiths, M.G. Metaxas, P.F. van der Stelt, G. Li, F. Psomadellis, R. Turchetta, A. Fant, G. Hall, M. Noy, J. Jones, J. Leaver, D. Machin, F. Triantis, A. Asimidis, D. Bolankis, *Intelligent Imaging Sensors: System development and preliminary results,* International Workshop on Digital Mammography 2006 (IWDM2006) 18-21 June 2006 @ University of Manchester, UK.

J. Jones, M. Noy, G. Hall, G. Iles, J. Leaver, D. Machin, B. Avset, A. Bergamaschi, D. Cavouras, I. Evangelou, A. Fant, M. J. French, A. Galbiati, P. Gasiorek, H. Georgiou, R. Longo, N. Manthos, M. G. Metaxas, J. M. Ostby, F. Psomadellis, G. J. Royle, H. Schulerud, R. D. Speller, P. F. van der Stelt, S. Theodoridis, F. Triantis, R. Turchetta, C. Venanzi, *I-IMAS: Intelligence Imaging Systems*, 2005 Communicating European Research (CER 2005), 14-15 Nov. 2005 @ Brussels, Belgium.

Galbiati, M.G. Metaxas, B.S. Avset, A. Bergamaschi, D. Cavouras, I. Evangelou, A. Fant, M.J. French, H. Georgiou, G. Hall, G. Iles, R. Longo, N. Manthos, J.M. Ostby, S. Pani, A. Peterzol, F. Psomadellis, G.J. Royle, H. Schulerud, R.D. Speller, P.F. van der Stelt, S. Theodoridis, F. Triantis, R. Turchetta, *The I-ImaS project: End-users driven specifications for the design of a novel digital medical imaging system,* IEEE Nuclear Sciences Symposium & Medical Imaging Conference (MIC 2004), Vol. 5, pp.2742-2746, Oct. 2004 @ Rome, Italy.

M. E. Mavroforakis, H. V. Georgiou, D. Cavouras, N. Dimitropoulos, S. Theodoridis,
 Mammographic Mass Classification Using Textural Features and Descriptive Diagnostic Data,
 14th International Conference on Digital Signal Processing (DSP-2002). Topics: Biomedical Signal and Image Processing. July 1-3, 2002 @ Santorini.

H. Georgiou, D. Cavouras, N. Dimitropoulos, S. Theodoridis, *Mammographic Mass Shape Characterization using Neural Networks*, 2nd European Symposium in Biomedical Engineering and Medical Physics" (2nd ES-BME 2001), 6-8 Oct 2001, BME-13 @ Patras, Greece.

Χ. Γεωργίου, Δ. Κάβουρας, Ν. Δημητρόπουλος, Σ. Θεοδωρίδης, Χαρακτηρισμός Νεοπλασμάτων στη Μαστογραφία από το Σχήμα της Παρυφής με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων, 12ο Πανελλήνιο Ακτινολογικό Συνέδριο, 18-22 Οκτ 2001 @ Αθήνα.

# Τρέχουσες ερευνητικές εργασίες & δραστηριότητες:

- Τμήμα Πληροφορικής & Τηλεπικοινωνιών ΕΚΠΑ
  - Pattern recognition & machine learning in Medicine
- University of Houston
  - Game-theoretic ensembles, risk-sensitive decision-making
- Μονάδα Βιοϊατρικής Τεχνολογίας, «Ιπποκράτειο»
  - Cardio-signal analysis & diagnosis (pulse, ECG, oximetry)
- Διαγνωστικά κέντρα «Euromedica» και «Δέλτα Ψηφιακή»
  - Image analysis & diagnosis in digital mammography

# Περισσότερες πληροφορίες:

- Χάρης Γεωργίου (MSc, PhD)
  - > http://xgeorgio.info
  - > mailto: harris@xgeorgio.info

# Ευχαριστώ για την προσοχή σας... 😊 😊 😊