

Εφαρμογές ΤΝ και ο Μετασχηματισμός στον Κλάδο των Μηχανικών

Δημήτρης Μ. Κυριαζάνος
Δρ ΗΜΜΥ ΕΜΠ

Κύριος Ερευνητής
Επικεφαλής Εργαστηρίου Ολοκληρωμένων Συστημάτων

Ινστιτούτο Πληροφορικής & Τηλεπικοινωνιών
ΕΚΕΦΕ «ΔΗΜΟΚΡΙΤΟΣ»
dkyri@iit.demokritos.gr

Σεμινάριο ΤΕΕ "ΤΝ και Μηχανικοί",
04 Μαρτίου 2025



Δομή της διάλεξης

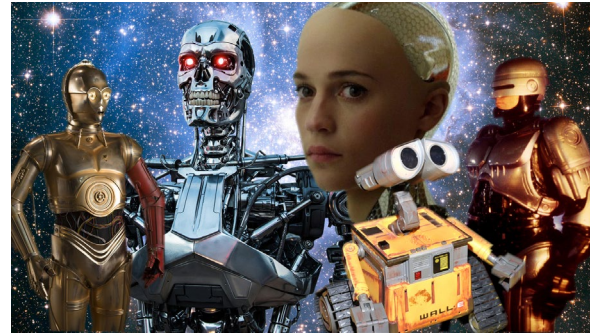
- I. Εισαγωγή στην ΤΝ
- II. Εφαρμογές ΤΝ για την παραγωγικότητα της εργασίας και για τον κλάδο των Μηχανικών
- III. Μελέτη περιπτώσεων: προγνωστική συντήρηση σε έξυπνο εργοστάσιο κ.α.
- IV. Μετασχηματισμός ΤΝ: νέες μορφές εργασίας για τους Μηχανικούς

I. Εισαγωγή στην ΤΝ

Με την ευγενική συμβολή και περιεχόμενο του
συναδέλφου **Θοδωρή Γιαννακόπουλου**,
Head of MagCIL, Κύριου Ερευνητή, ΙΠΤ – ΕΚΕΦΕ «Δ»



Τί (δεν) είναι AI



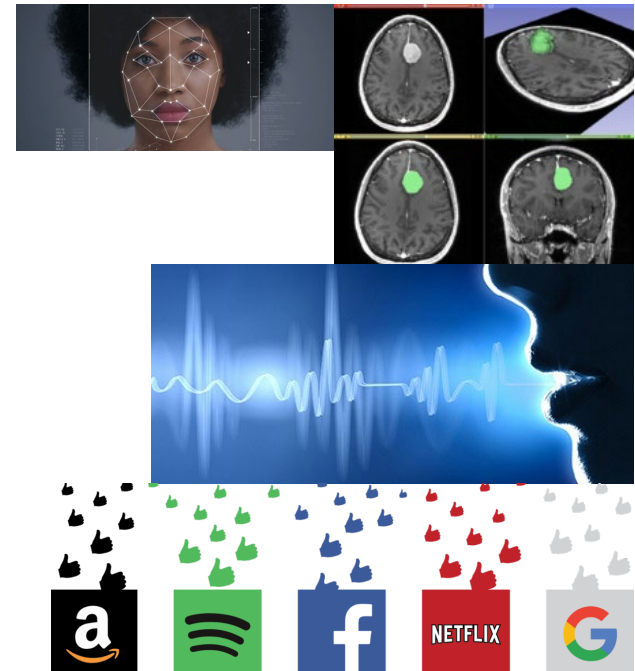


Τί (δεν) είναι AI

- Αρχικά (50s): “building machines that are intelligent”

Τί (δεν) είναι AI

- Αρχικά (50s): “building machines that are intelligent”
- Εφαρμογές
 - Αναγνώριση ομιλίας
 - Ανάλυση και αναγνώριση εικόνων (π.χ. πρόσωπα)
 - Αυτόνομα οχήματα
 - Συστήματα συστάσεων
 - Αναζήτηση
 - Fintech εφαρμογες (χρηματοοικονομική τεχνολογία)
 - Υγεία
 - ...





Τί (δεν) είναι AI

- Αρχικά (50s): “building machines that are intelligent”
- Τί είναι νοημοσύνη;
- Σύγχρονες εφαρμογές AI δεν είναι πραγματικά και γενικά “ευφυείς”
- Οι περισσότερες είναι “weak AI” δηλ. λύνουν συγκεκριμένα προβλήματα
- General intelligence (Strong AI): ακόμα στην θεωρία
- Οι περισσότερες εφαρμογές “AI” είναι πραγματικά εφαρμογές (βαθιάς) μηχανικής μάθησης ML/DL (αλγόριθμοι που μαθαίνουν από δεδομένα)



Ορολογία

- Artificial Intelligence (AI) - Τεχνητή Νοημοσύνη (ΤΝ)
- Machine Learning (ML) - Μηχανική Μάθηση
- Deep Learning (DL) - Βαθιά Μηχανική Μάθηση
- Models - Μοντέλα
- Data - Δεδομένα
- Neural Networks (NNs) - Νευρωνικά Δίκτυα



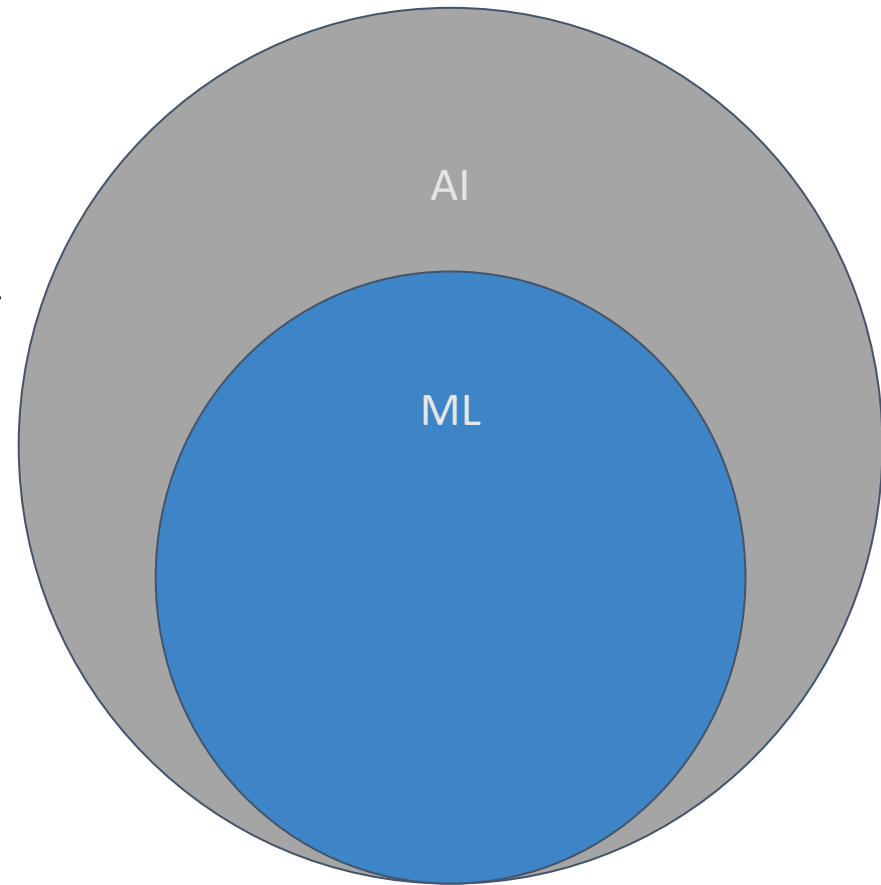
AI or ML?

- Όροι που χρησιμοποιούνται εναλλάξ
- “Παραδοσιακό” AI:
 - κανόνες που “λένε στους υπολογιστές τί να κάνουν”
 - logic programming, expert systems κτλ
- ML:
 - **τους μαθαίνουμε να μάθουν**
 - πώς: **από τα δεδομένα**
 - χαμηλότερου επιπέδου (όχι σύμβολα και υψηλές έννοιες)
 - ένας αλγόριθμος εκπαιδεύει ένα μοντέλο από τα δεδομένα



AI or ML or DL?

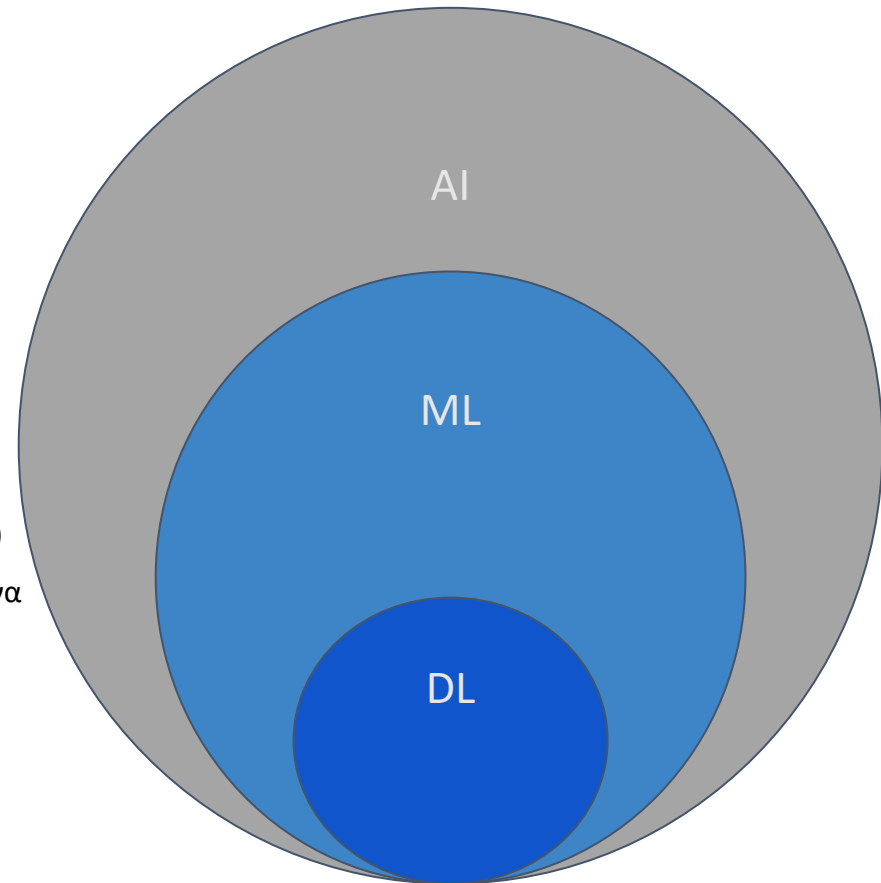
- Όροι που χρησιμοποιούνται εναλλάξ
- “Παραδοσιακό” AI:
 - κανόνες που “λένε στους υπολογιστές τί να κάνουν”
 - logic programming, expert systems κτλ
- ML:
 - **τους μαθαίνουμε να μάθουν**
 - πώς: **από τα δεδομένα**
 - χαμηλότερου επιπέδου (όχι σύμβολα και υψηλές έννοιες)
 - ένας αλγόριθμος εκπαιδεύει ένα μοντέλο από τα δεδομένα





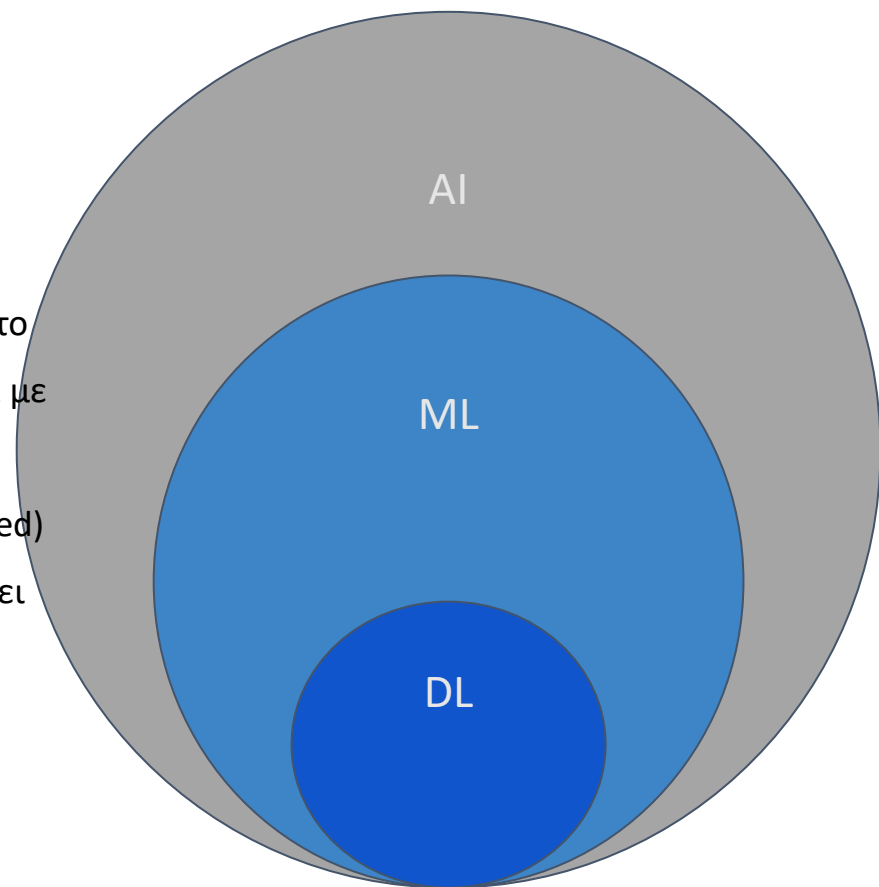
AI or ML or DL?

- Όροι που χρησιμοποιούνται εναλλάξ
- “Παραδοσιακό” AI:
 - κανόνες που “λένε στους υπολογιστές τί να κάνουν”
 - logic programming, expert systems κτλ
- ML:
 - **τους μαθαίνουμε να μάθουν**
 - πώς: **από τα δεδομένα**
 - χαμηλότερου επιπέδου (όχι σύμβολα και υψηλές έννοιες)
 - ένας αλγόριθμος εκπαιδεύει ένα μοντέλο από τα δεδομένα
- DL:
 - Πολλά δεδομένα
 - Μεγάλα μοντέλα



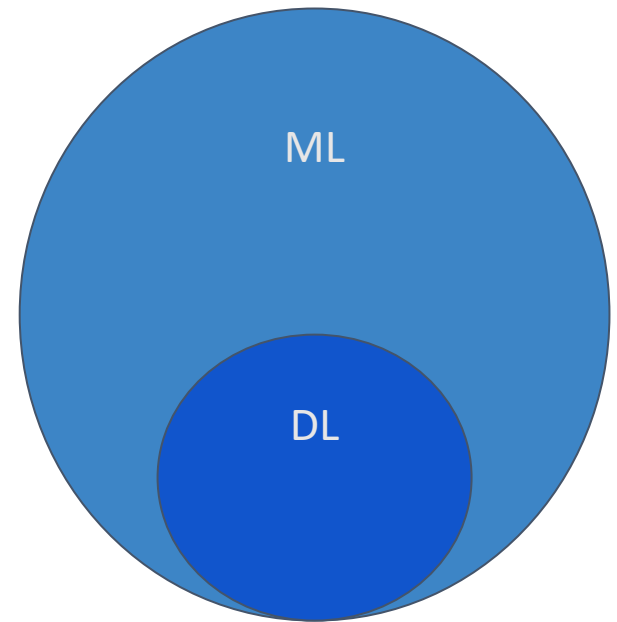
AI or ML or DL?

- Ο όρος "AI" ξαναεμφανίστηκε το 2010
 - Ο όρος AI δεν πολυχρησιμοποιούταν μετά την εμφάνισή του το 60's
 - Ακόμα και ο Deep Blue (που νίκησε τον Kasparov το 97) υποτίθεται δεν χρησιμοποιούσε AI (σύμφωνα με τους ίδιους τους δημιουργούς του)
 - Με την τεράστια βελτίωση της απόδοσης (DL-based) στην ομιλία και την εικόνα → "έμοιαζε" να υπάρχει τεχνητή **νοημοσύνη**
- Περισσότερο ζήτημα marketing
- Οι εφαρμογές AI είναι ουσιαστικά DL/ML εφαρμογές





AI or ML or DL?





Άρα τί αφορά το ML/DL

Make computers **learn** from **data**



Δεδομένα

danceability	speechiness	genre
0.65	0.92	hip-hop
0.73	0.1	techno
0.32	0.5	triphop
0.68	0.78	hip-hop
0.67	0.01	techno
0.45	0.45	triphop
0.59	0.96	hip-hop
0.65	0	techno
0.85	0.8	hip-hop
0.29	0	triphop
0.34	0.1	triphop
0.81	0.1	techno
0.83	0.9	hip-hop
0.9	0.01	techno
0.55	0.43	triphop



Δεδομένα

danceability	speechiness	genre
0.65	0.92	hip-hop
0.73	0.1	techno
0.32	0.5	triphop
0.68	0.78	hip-hop
0.67	0.01	techno
0.45	0.45	triphop
0.59	0.96	hip-hop
0.65	0	techno
0.85	0.8	hip-hop
0.29	0	triphop
0.34	0.1	triphop
0.81	0.1	techno
0.83	0.9	hip-hop
0.9	0.01	techno
0.55	0.43	triphop

features

Δεδομένα

danceability speechiness

0.65	0.92
0.73	0.1
0.32	0.5
0.68	0.78
0.67	0.01
0.45	0.45
0.59	0.96
0.65	0
0.85	0.8
0.29	0
0.34	0.1
0.81	0.1
0.83	0.9
0.9	0.01
0.55	0.43

features

genre

hip-hop
techno
triphop
hip-hop
techno
triphop
hip-hop
techno
hip-hop
triphop
triphop
techno
hip-hop
techno
triphop

labels

Δεδομένα

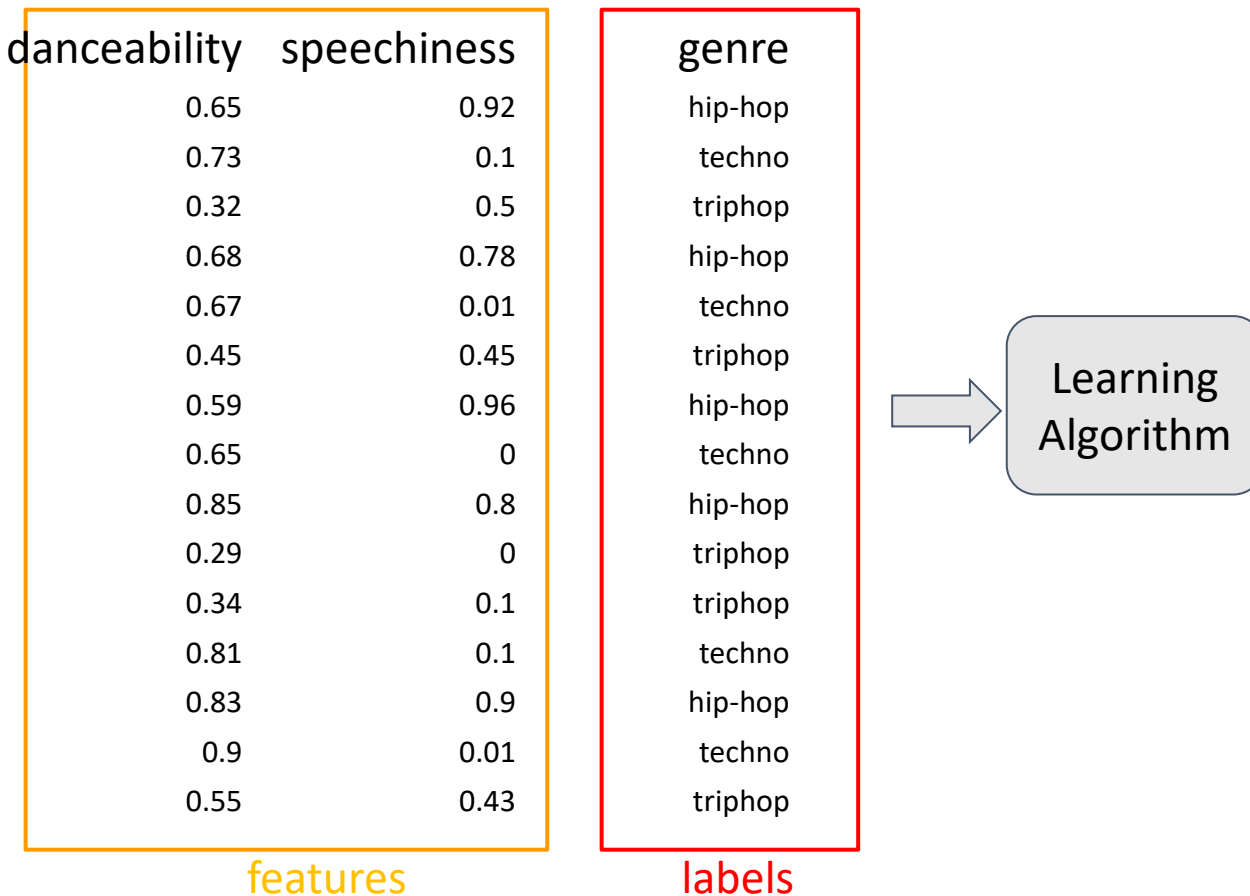
danceability	speechiness	genre
0.65	0.92	hip-hop
0.73	0.1	techno
0.32	0.5	triphop
0.68	0.78	hip-hop
0.67	0.01	techno
0.45	0.45	triphop
0.59	0.96	hip-hop
0.65	0	techno
0.85	0.8	hip-hop
0.29	0	triphop
0.34	0.1	triphop
0.81	0.1	techno
0.83	0.9	hip-hop
0.9	0.01	techno
0.55	0.43	triphop

features

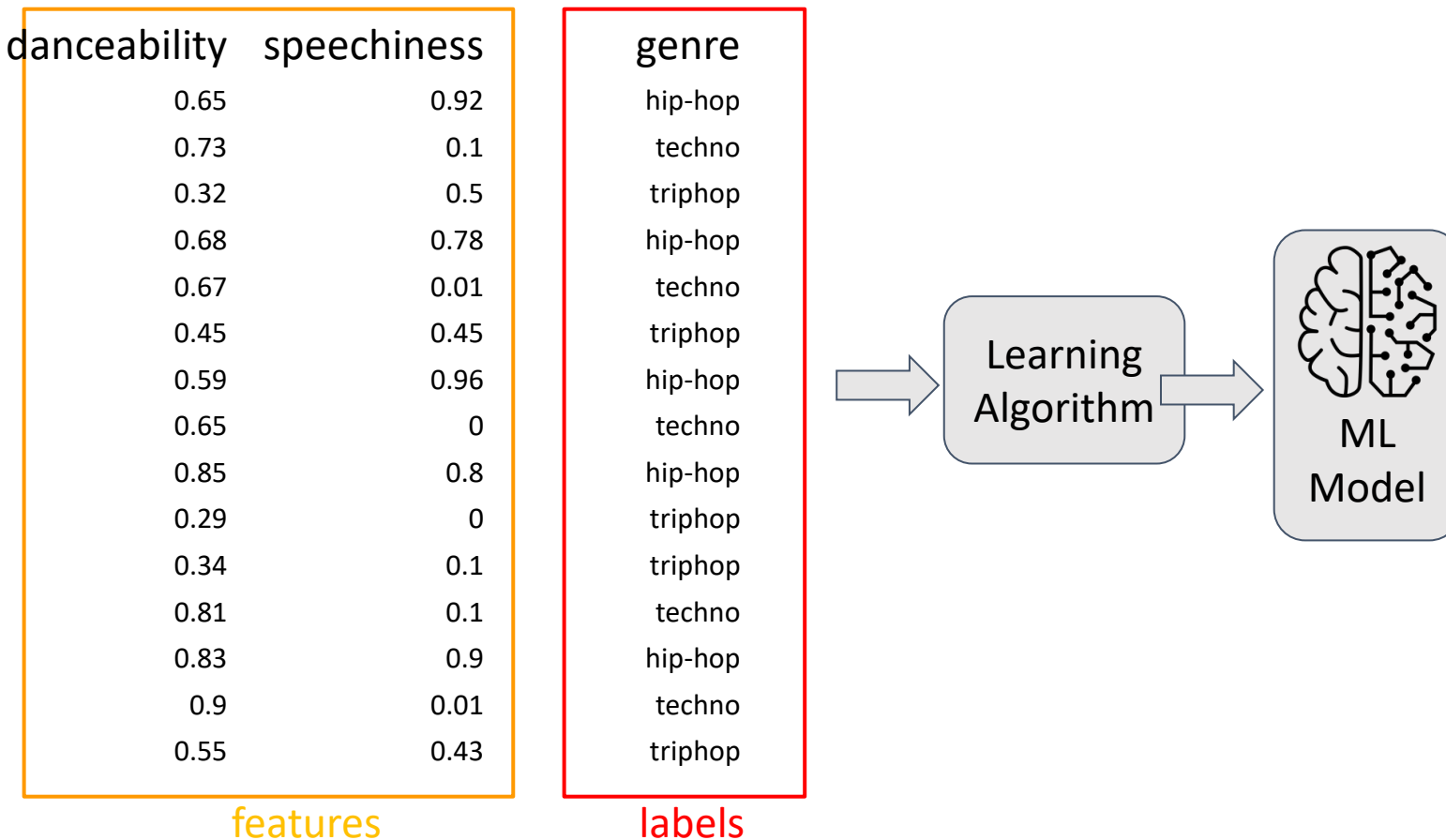
labels

example
or
instance

Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα



Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα



Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα

danceability speechiness

0.65	0.92
0.73	0.1
0.32	0.5
0.68	0.78
0.67	0.01
0.45	0.45
0.59	0.96
0.65	0
0.85	0.8
0.29	0
0.34	0.1
0.81	0.1
0.83	0.9
0.9	0.01
0.55	0.43

features

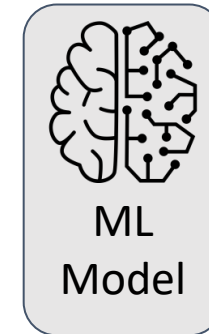
genre

hip-hop
techno
triphop
hip-hop
techno
triphop
hip-hop
techno
hip-hop
triphop
triphop
techno
hip-hop
techno
triphop

labels

danceability	speechiness
0.70	0.75

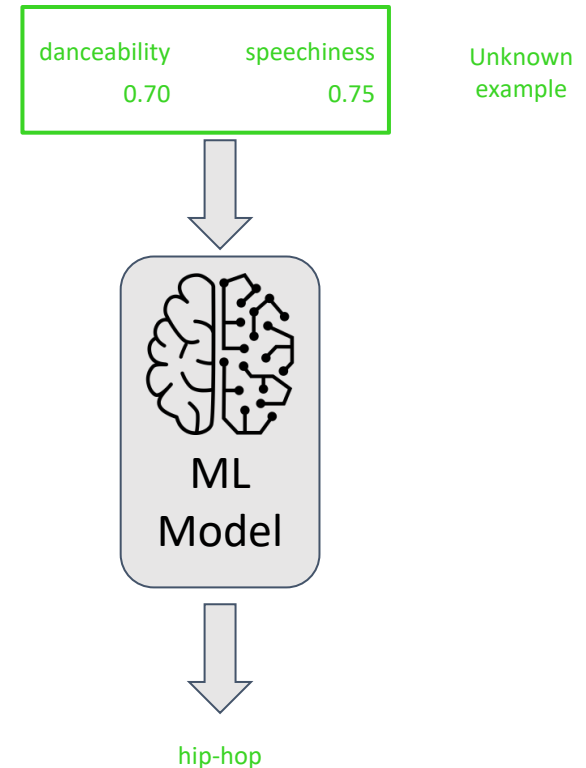
Unknown
example



Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα

danceability	speechiness	genre
0.65	0.92	hip-hop
0.73	0.1	techno
0.32	0.5	triphop
0.68	0.78	hip-hop
0.67	0.01	techno
0.45	0.45	triphop
0.59	0.96	hip-hop
0.65	0	techno
0.85	0.8	hip-hop
0.29	0	triphop
0.34	0.1	triphop
0.81	0.1	techno
0.83	0.9	hip-hop
0.9	0.01	techno
0.55	0.43	triphop

features labels



Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα

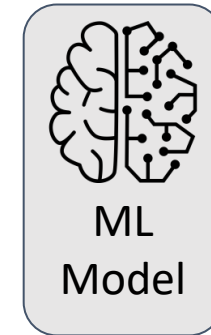
danceability	speechiness	genre
0.65	0.92	hip-hop
0.73	0.1	techno
0.32	0.5	triphop
0.68	0.78	hip-hop
0.67	0.01	techno
0.45	0.45	triphop
0.59	0.96	hip-hop
0.65	0	techno
0.85	0.8	hip-hop
0.29	0	triphop
0.34	0.1	triphop
0.81	0.1	techno
0.83	0.9	hip-hop
0.9	0.01	techno
0.55	0.43	triphop

features labels

Εύκολο για έναν άνθρωπο

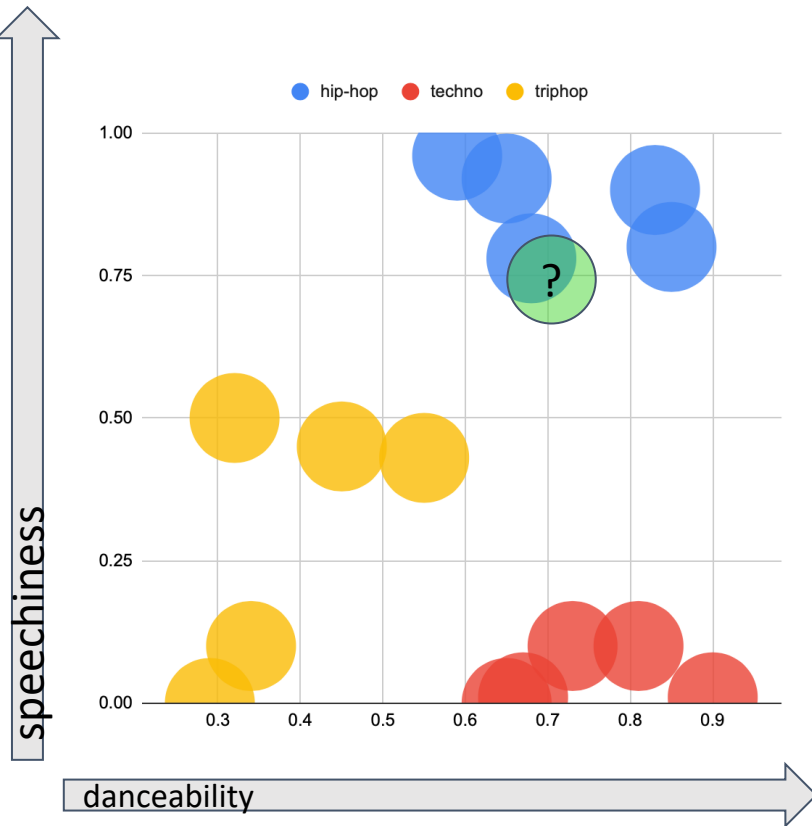
danceability	speechiness
0.70	0.75

Unknown example



hip-hop

Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα



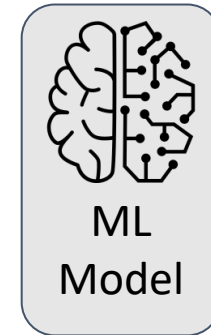
danceability	speechiness
0.70	0.75

Unknown example

Εύκολο για έναν άνθρωπο

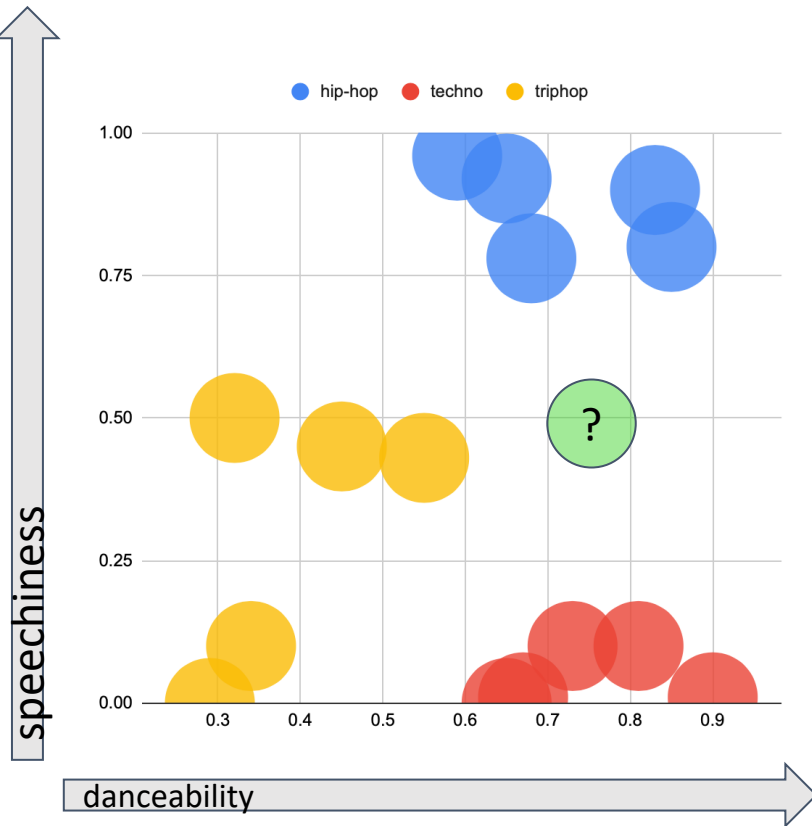
“Μεγάλο speechiness → hip-hop”

“Κοντά στα μπλε → hip-hop”



hip-hop

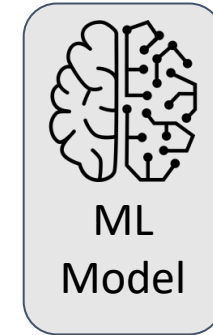
Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα



Αν ήταν αμφιλεγόμενο;

danceability	speechiness
0.75	0.5

Unknown example



?



Εκπαίδευση μοντέλου από (μεγαλύτερα) δεδομένα

danceability	speechiness	emotion	...	D-th feature	genre
0.65	0.92	0.2	...	0.2	hip-hop
0.73	0.1	0.12	...	0.5	techno
0.32	0.5	0.13	...	0.3	triphop
0.68	0.78	0.5	...	0.4	hip-hop
0.67	0.01	0.6	...	0.6	techno
0.45	0.45	0.5	...	0.7	triphop
0.59	0.96	0.7	...	0.22	hip-hop
0.65	0	0.8	...	0.87	techno
0.85	0.8	0.4	...	0.21	hip-hop
0.29	0	0.45	...	0.42	triphop
0.34	0.1	0.42	...	0.12	triphop
0.81	0.1	0.55	...	0.23	techno
0.83	0.9	0.21	...	0.41	hip-hop
0.9	0.01	0.1	...	0.44	techno
0.55	0.43	0.45	...	0.22	triphop

features

labels

Ή αν αντί για 2 είχαμε 100 (D)
χαρακτηριστικά (features)?





Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

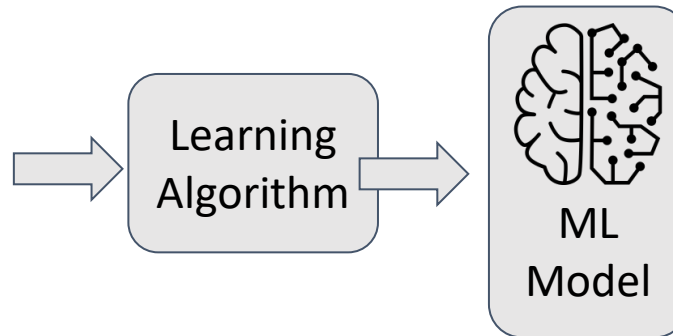
$y (N \times 1)$

Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



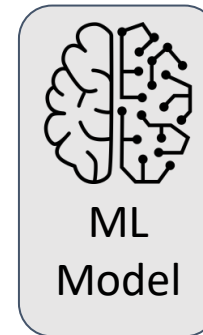


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno



Learning
Algorithm



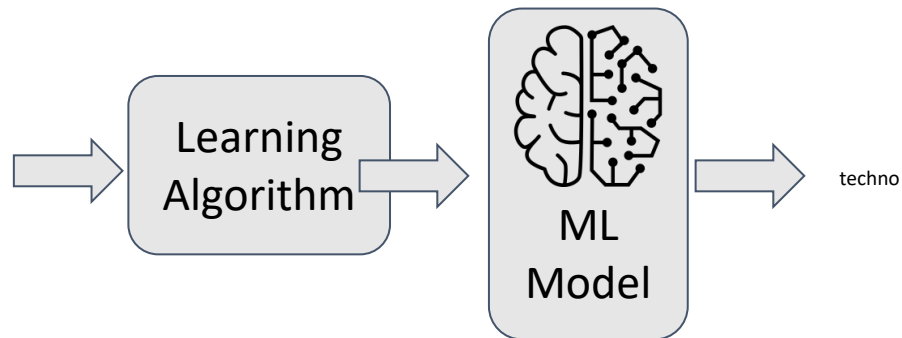


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



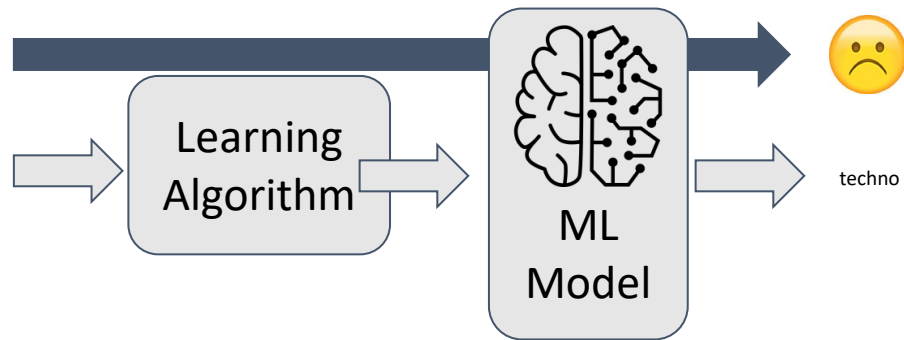


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ:

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



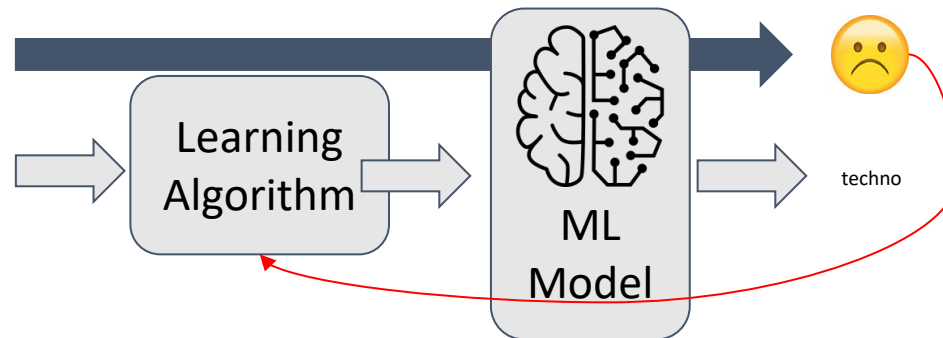


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



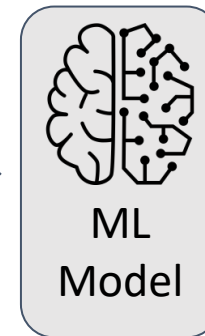
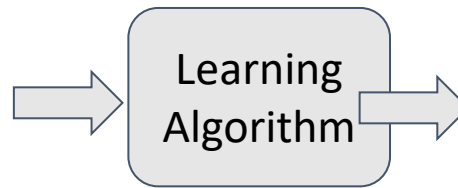


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΟΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$

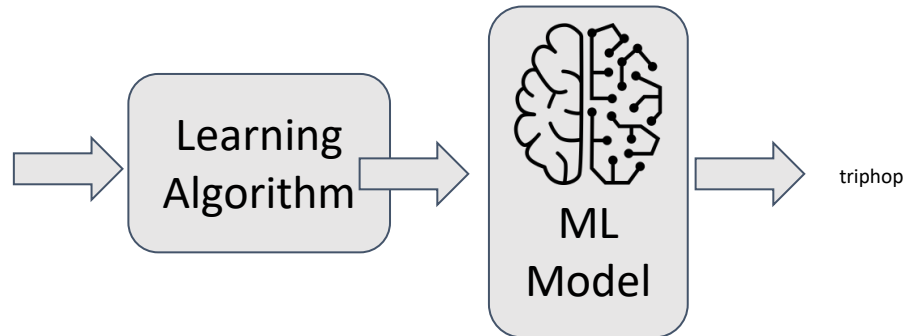


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



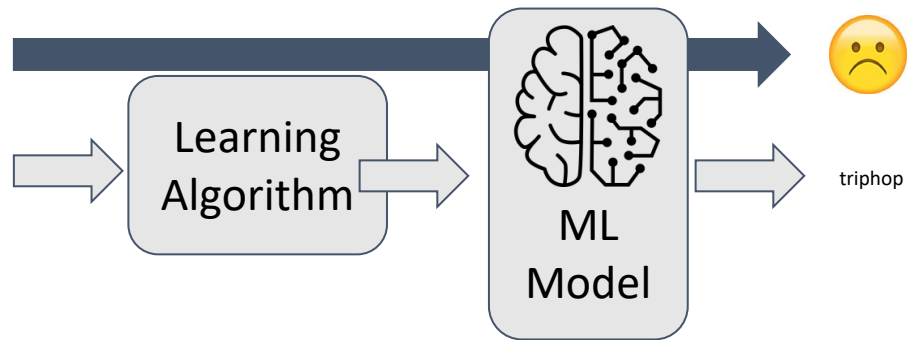


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ:

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



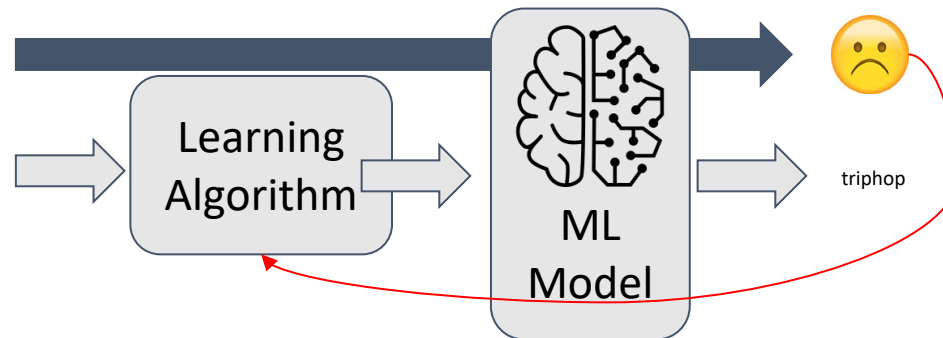


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ:

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



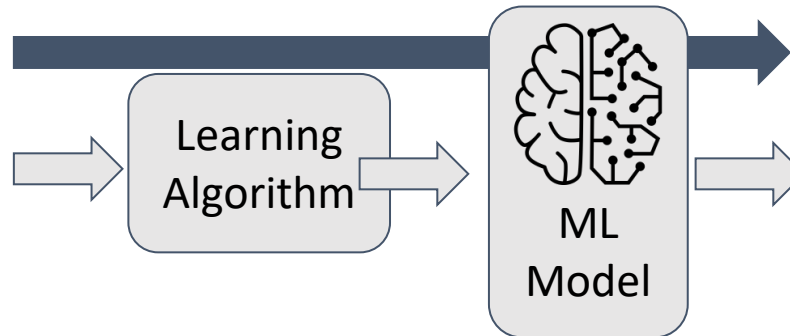


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΩΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



Μέχρι ο αλγόριθμος να “δει” όλα
τα δεδομένα (ενδεχομένως πολλές
φορές)

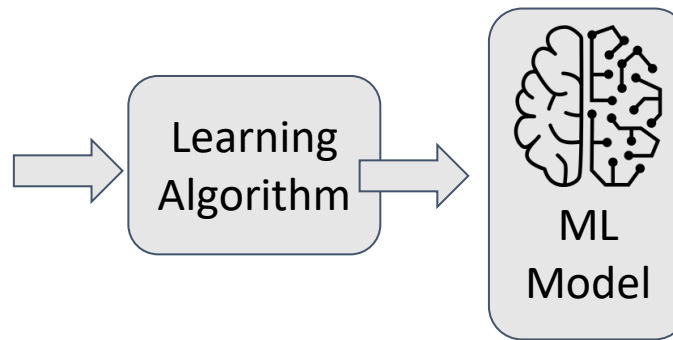


Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα: ΠΟΣ;

	x1	x2	x3	...	xD	y
1	0.11	0.31	0.36	0.69	0.04	hip-hop
2	0.31	0.19	0.80	0.10	0.12	techno
3	0.82	0.16	0.87	0.31	0.82	triphop
4	0.44	0.01	0.54	0.14	0.73	hip-hop
5	0.63	0.05	0.86	0.64	0.49	techno
...
N	0.29	0.12	0.51	0.06	0.63	techno

$X (N \times D)$

$y (N \times 1)$



Μερικοί αλγόριθμοι:

LogisticRegression, k-NearestNeighbors, Naive Bayes Classifier, Support Vector Machines, Decision Trees, Random Forrest

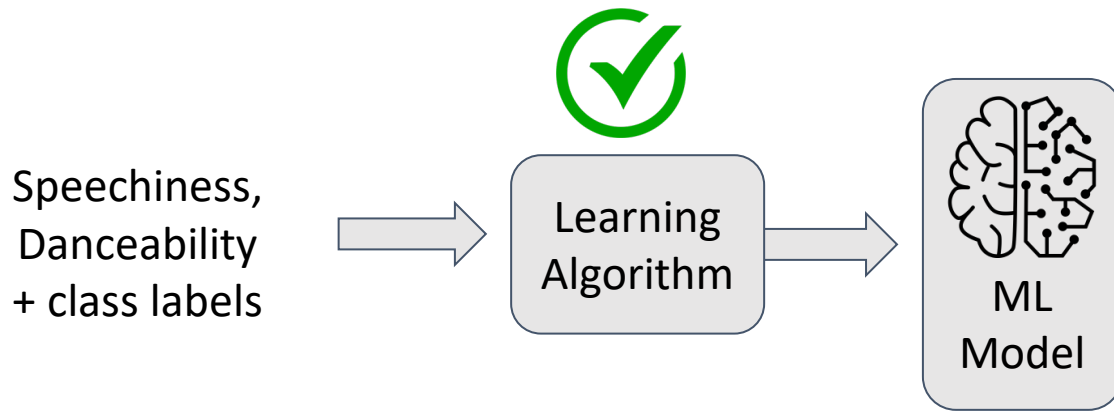


Deep Learning

Speechiness,
Danceability
+ class labels

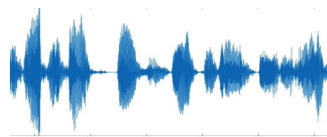


Deep Learning

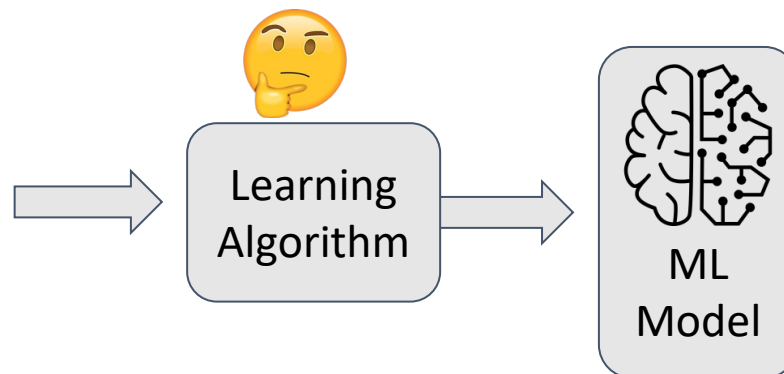


Deep Learning

- Στις περισσότερες περιπτώσεις δεν ξέρουμε ή δεν μπορούμε εύκολα να υπολογίσουμε τα χαρακτηριστικά - π.χ. “speechiness” or “danceability”
- Έχουμε “χύμα” πληροφορία (raw) ή χαμηλού επιπέδου π.χ. ενέργεια σήματος



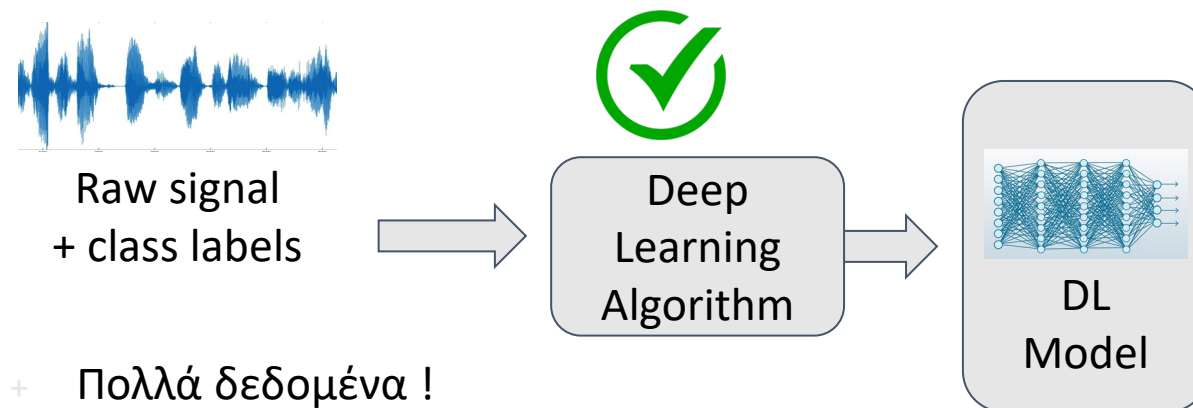
Raw signal
+ class labels





Deep Learning

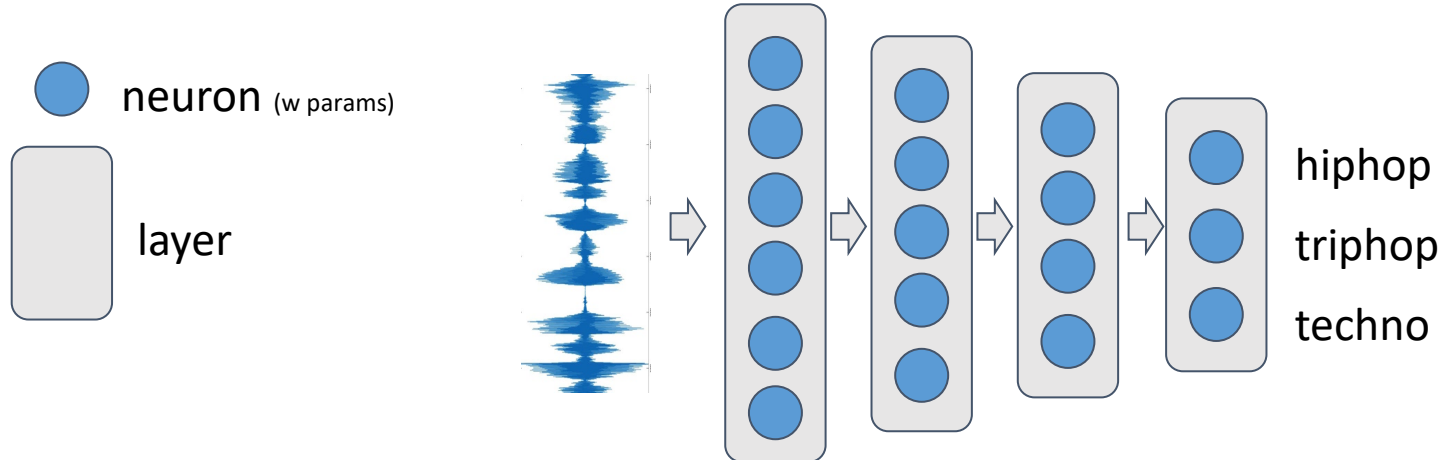
Στις περισσότερες περιπτώσεις δεν ξέρουμε ή δεν μπορούμε εύκολα να υπολογίσουμε τα χαρακτηριστικά - π.χ. “speechiness” or “danceability”
Έχουμε “χύμα” πληροφορία (raw) ή χαμηλού επιπέδου π.χ. ενέργεια σήματος





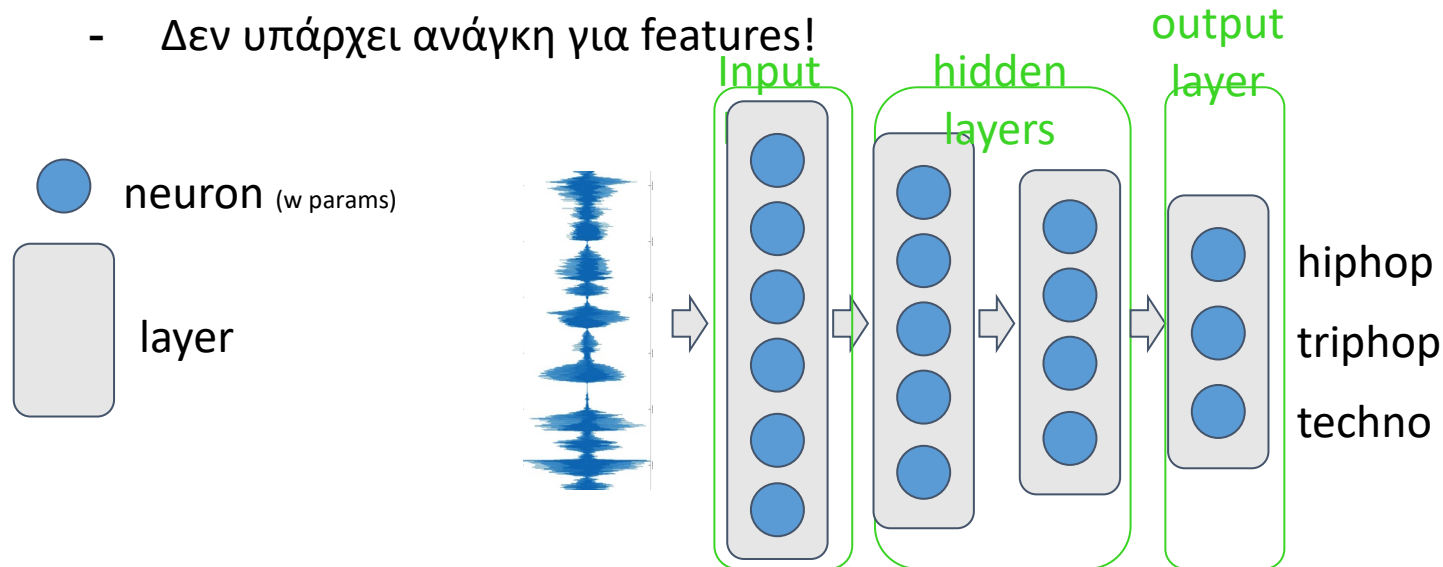
Deep Learning: Πώς;

- Τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (deep neural networks) έχουν πολλαπλά επίπεδα (layers) υπεύθυνα για την εξαγωγή διαφορετικού τύπου πληροφορίας
- Τα layers “ανακαλύπτουν” χαρακτηριστικά από τα data
- Δεν υπάρχει ανάγκη για features!



Deep Learning: Πώς;

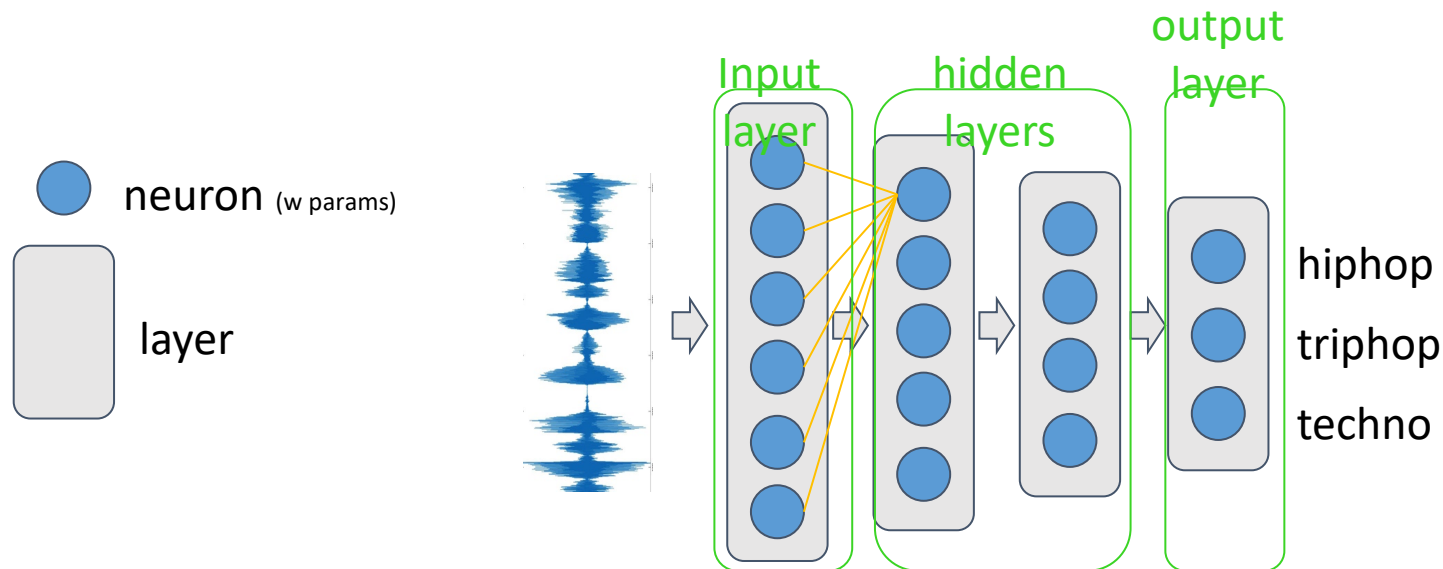
- Τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (deep neural networks) έχουν πολλαπλά επίπεδα (layers) υπεύθυνα για την εξαγωγή διαφορετικού τύπου πληροφορίας
- Τα layers “ανακαλύπτουν” χαρακτηριστικά από τα data
- Δεν υπάρχει ανάγκη για features!





Deep Learning: Πώς;

- Τα εσωτερικά layers ανακαλύπτουν features
- Εκατομμύρια παραμέτρους προς εκπαίδευση → πάρα πολλά δεδομένα!



II. Εφαρμογές ΤΝ



Παραγωγικότητα στην εργασία

- Αυτοματοποίηση εργασιών ρουτίνας
- Ψηφιοποίηση, κατηγοριοποίηση και ανάκτηση περιεχομένου
- Μεταγραφή συναντήσεων
- Αυτόματη εξαγωγή περιλήψεων από πολλαπλά έγγραφα ή πολυμεσικά αρχεία
- Πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας, νερού κλπ για καλύτερο οικονομικό προγραμματισμό

Prompt Engineering

- Μπορούμε να βελτιώσουμε το αποτέλεσμα χωρίς να αλλάξουμε το μοντέλο
- Πως;
- Παρέχοντας συγκεκριμένη γνώση και εμπειριστατωμένη περιγραφή
- Χρησιμοποιώντας λέξεις και ορολογίες που οδηγούν σε καλύτερη απόδοση
- Δίνοντας παραδείγματα από το επιθυμητό αποτέλεσμα

AI & Engineering: a perfect match!

Automated Project Planning and Design

- AI algorithms can analyze project requirements, site conditions, and historical data to generate optimized construction plans and designs.
- Machine learning models can assist in creating accurate cost estimates, scheduling tasks and identifying potential risks.
- Virtual reality (VR) and augmented reality (AR) technologies can be integrated with AI to visualize and simulate construction projects before actual implementation.



Quality Control and Safety

- Computer vision and image recognition algorithms can analyze visual data to identify defects, safety hazards, and compliance issues on construction sites.
- AI-enabled monitoring systems can detect and alert workers to potential safety risks, such as unauthorized access, falls, or equipment malfunctions.
- Natural language processing (NLP) algorithms can process and analyze text data from inspection reports, ensuring compliance with regulations and standards.

Smart Building Management

- AI-based systems can optimize energy usage in buildings, leading to energy efficiency and cost savings.
- Intelligent building automation systems can analyze occupancy patterns and adjust environmental conditions accordingly.
- AI algorithms can predict and detect equipment failures, enabling proactive maintenance and reducing downtime.



III. Μελέτη περιπτώσεων

Case #1: Predictive Maintenance

- Overview: Siemens employs AI in its manufacturing facilities, particularly in its Amberg Electronics Plant in Germany, a global benchmark for smart factories. The factory uses AI algorithms to process sensor data from machines and production lines in real-time.



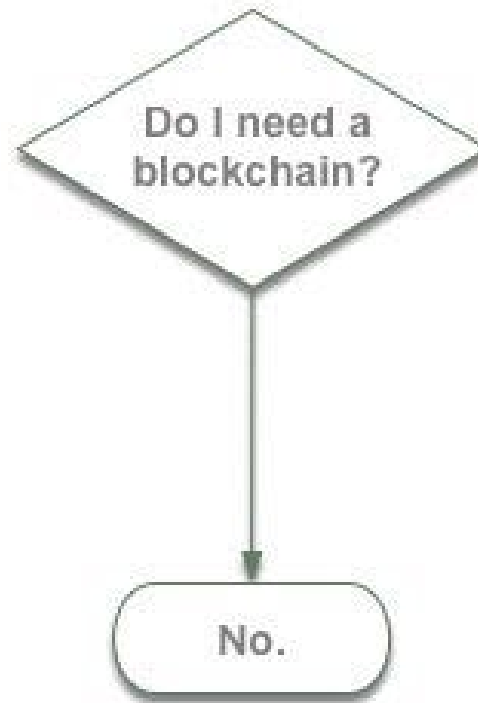
Case #1: Predictive Maintenance

- How It Works:
 - Machines are equipped with IoT sensors that collect data on temperature, vibration, and other performance indicators.
 - AI models analyze this data to predict potential failures before they occur, enabling timely maintenance.

Case #1: Predictive Maintenance

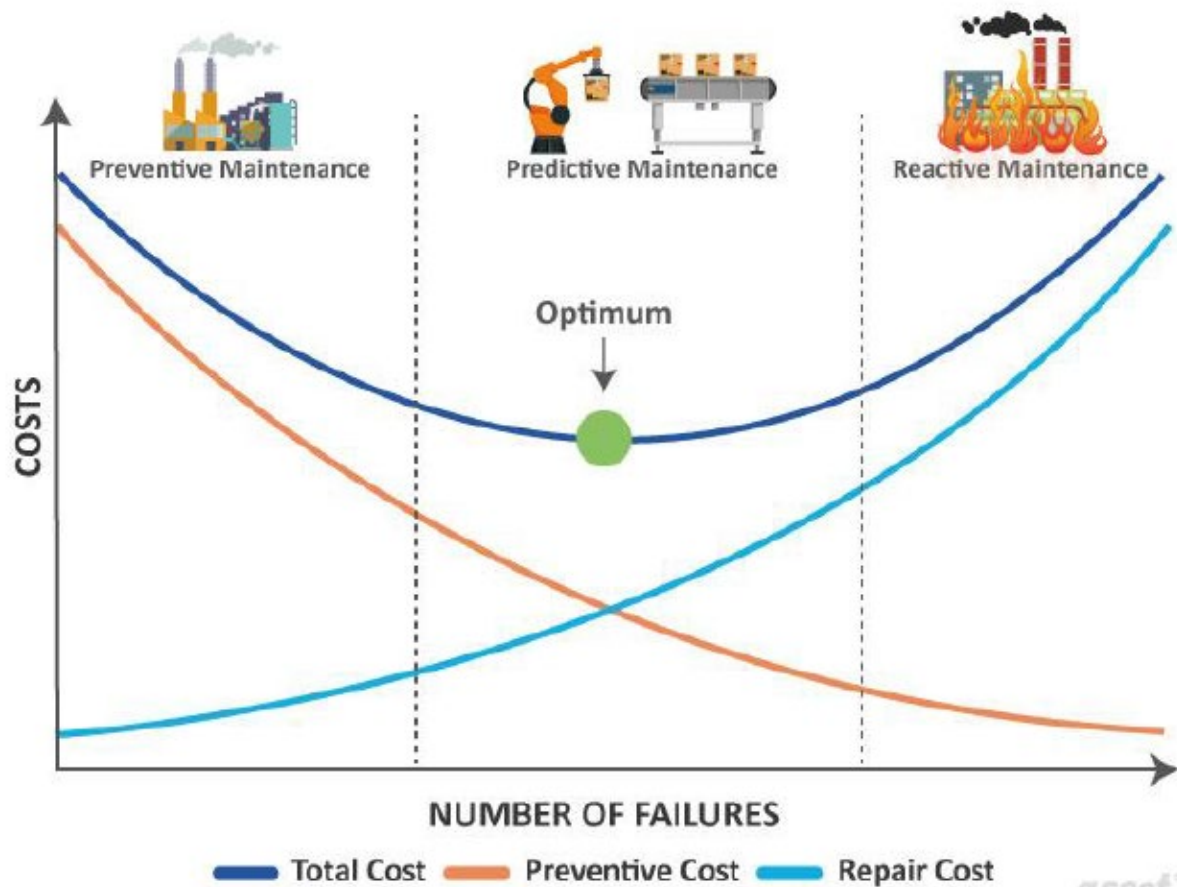
- Impact:
 - Reduced machine downtime by up to 30%.
 - Lowered maintenance costs by shifting from scheduled maintenance to condition-based strategies.
 - Improved production reliability and efficiency, achieving a 99% automation rate in processes.

Intermission: to hype or not to hype?



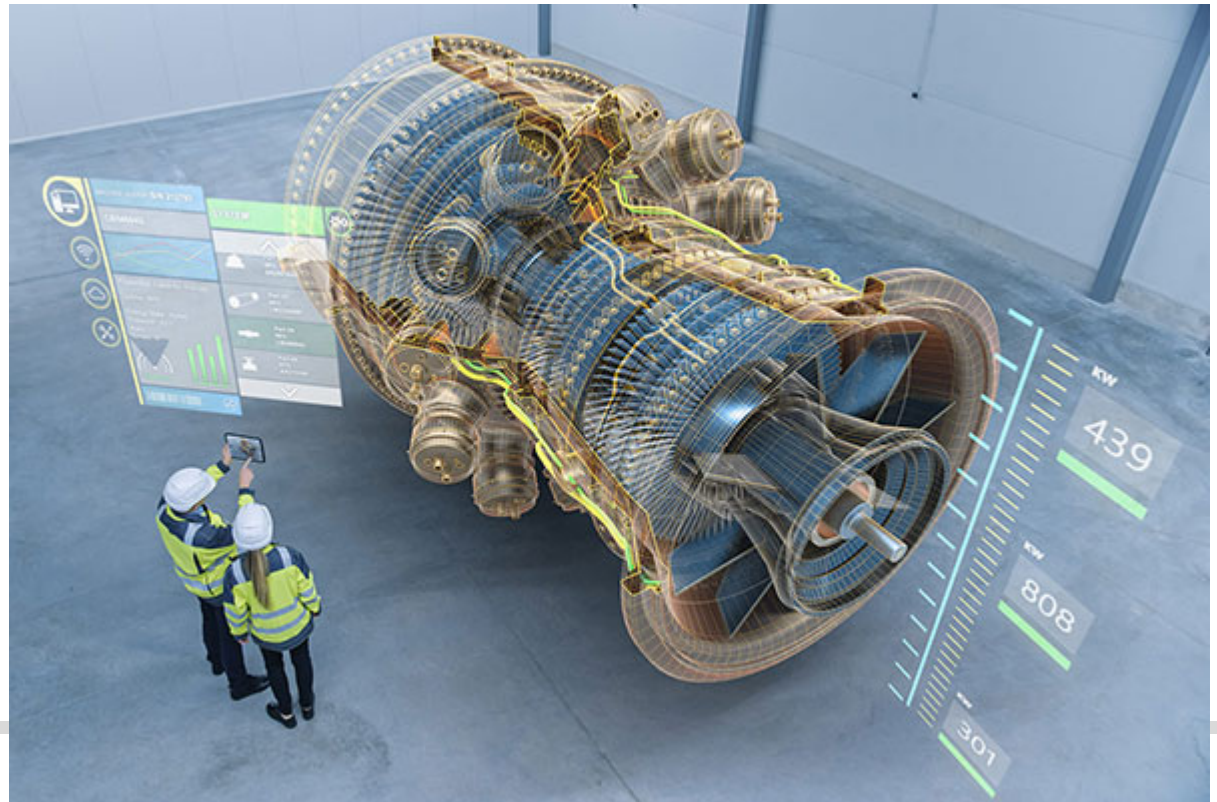
Case #1: Predictive Maintenance

- Ναι μεν αλλά...



Case #2: Digital Twins

- Overview: GE uses AI-powered digital twins—virtual models that replicate the behavior and performance of physical assets like jet engines, gas turbines, and manufacturing equipment.



Digital Engineering
24/7

Case #2: Digital Twins

- How It Works:
- Real-time data from sensors installed on physical machines is fed into the digital twin.
- AI analyzes this data to predict wear and tear, optimize operational parameters, and simulate scenarios to improve decision-making.

Case #2: Digital Twins

- Impact:
 - Enhanced equipment uptime and reliability by predicting failures before they happen.
 - Significant cost savings through optimized maintenance and reduced unscheduled downtime.
 - In one application, GE improved the fuel efficiency of gas turbines by 3%, saving millions in operational costs annually.

IV. Μετασχηματισμός ΤΝ & νέες εργασίες

Ρωτώντας την ΤΝ για “Μηχανικό ΑΙ”



Source: Canva's AI Image Generator

Νέοι ρόλοι (1/3)

AI Integration Engineer

- Role: Design and integrate AI systems into existing industrial processes, ensuring compatibility with legacy systems and optimal performance.
- Skills:
 - o Knowledge of AI frameworks (TensorFlow, PyTorch).
 - o Understanding of IoT and industrial automation.
 - o Systems engineering and integration expertise.

Νέοι ρόλοι (2/3)

Digital Twin Specialist

- Role: Develop and maintain digital twins—virtual replicas of physical systems—for real-time monitoring, simulation, and optimization.
- Skills:
 - o Experience in simulation software (Ansys, MATLAB).
 - o Data modeling and analytics.
 - o Expertise in sensor data integration.

Νέοι ρόλοι (3/3)

AI Quality Assurance Engineer

- Role: Test and validate AI models and systems to ensure they meet accuracy, reliability, and safety standards in engineering contexts.
- Skills:
 - o Testing frameworks and debugging tools.
 - o Knowledge of AI ethics and bias detection.
 - o Experience with QA methodologies and standards.



Νέα ή Ενισχυμένα εργαλεία για «παλιούς» ρόλους

Why AI tools matter for Engineers?

- Problem solving and optimization
- Industry Relevance
- Efficient Prototyping and Development
- Interdisciplinary Collaboration
- Innovation Opportunities

“Learn the (AI) tools”!



Σας ευχαριστώ!