

# ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

**Ακολουθιακά Μοντέλα Συσχετισμένων  
Δεδομένων Μάθησης**

**Δίκτυα Hopfield**

**Recurrent Neural Nets (RNN)**

**Δίκτυα Long Short-Term Memory (LSTM)**

καθ. Βασίλης Μάγκλαρης

[maglaris@netmode.ntua.gr](mailto:maglaris@netmode.ntua.gr)

[www.netmode.ntua.gr](http://www.netmode.ntua.gr)

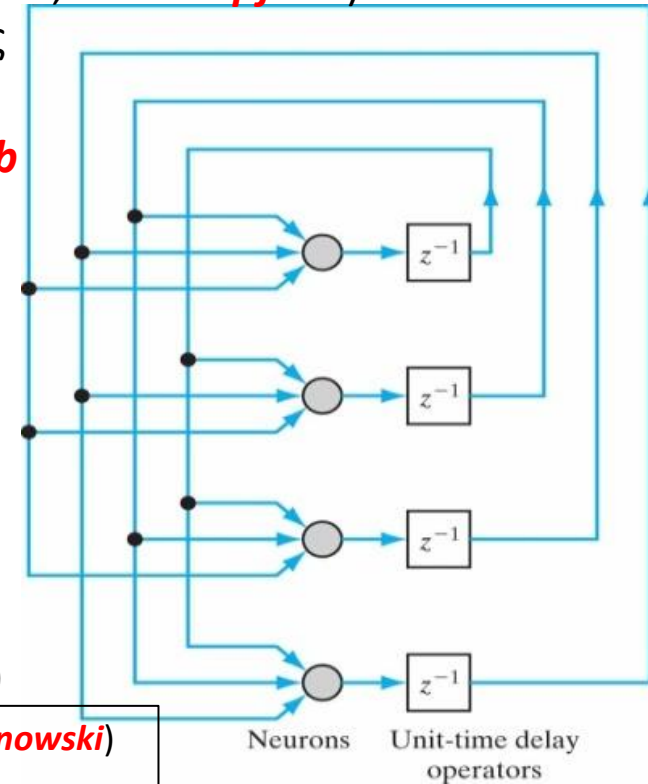
Αίθουσα 02, Νέα Κτίρια ΣΗΜΜΥ

Τρίτη 7/6/2022

# ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

## Ντετερμινιστικό Νευρωνικό Δίκτυο Hopfield (1982, John Hopfield)

- Νευρώνες δύο καταστάσεων  $\pm 1$ , **αναδρομικές** συμμετρικές συνάψεις  $w_{ij} = w_{ji}$ ,  $w_{ii} = 0$ , **deterministic threshold activation** ( $sgn$ ) & ισορροπία σύμφωνη με τον κανόνα **Hebb**
- Ρύθμιση παραμέτρων μέσω ελαχιστοποίησης μέσης τετραγωνικής απόκλισης εξόδου από **labels** στο δείγμα μάθησης (**supervised learning**)
- Πρώτη εφαρμογή για αναγνώριση προτύπων (π.χ. διάκριση χειρόγραφων αριθμών από παραμορφωμένα στοιχεία εισόδου με βάση δείγμα μάθησης **MNIST**)
- Βάση για ανάπτυξη αναδρομικών νευρωνικών μοντέλων με **συσχετισμένα ακολουθιακά δείγματα** (π.χ. ανάλυση & προβλέψεις χρονοσειρών, επεξεργασία λέξεων & κειμένων)



## Στοχαστική Επέκταση: **Boltzmann Machine** (1985, **Geoffrey Hinton** & **Terry Sejnowski**)

Αποτελείται από  $K$  **Visible** και  $L$  **Hidden Neurons** με **συμμετρικές συνάψεις**  $w_{ij} = w_{ji}$ ,

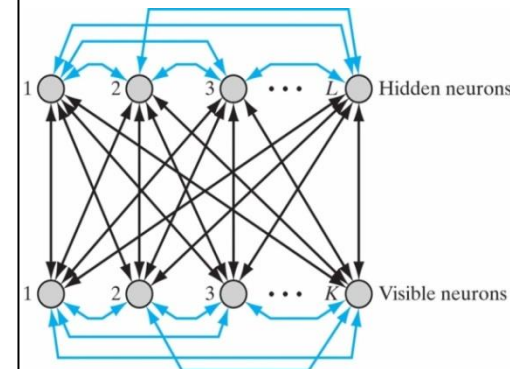
$w_{ii} = 0$ , εν δυνάμει μεταξύ όλων των νευρώνων της **Boltzmann Machine** (BM)

Αποτελεί εξέλιξη του αναδρομικού δικτύου **Hopfield** με νευρώνες σε **δυναμικές**

**καταστάσεις**  $\pm 1$  σύμφωνα με ορισμένες **πιθανότητες** (**Stochastic Recurrent Network**)

Το δίκτυο συγκλίνει με **unsupervised learning** σε ισορροπία **Markov Random Field**:

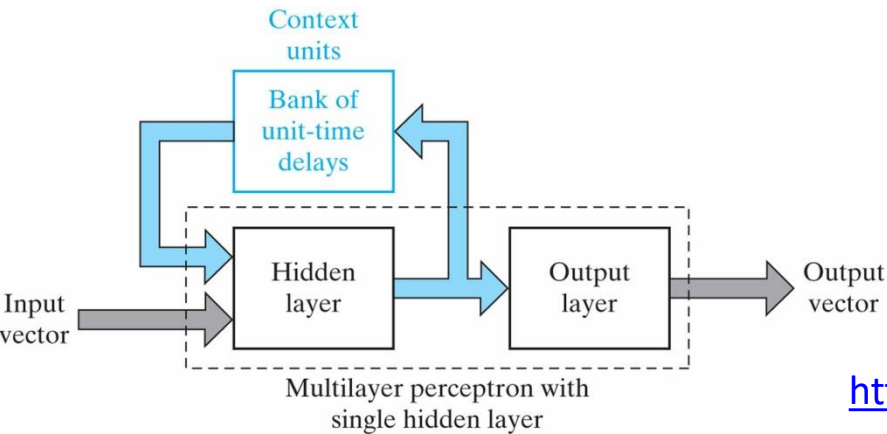
- Δυναμικά παραδείγματα **μάθησης** εισάγονται στα **Visible Nodes** και με **gradient ascent** ρυθμίζονται τα συναπτικά βάρη & οι **τελικές καταστάσεις όλων** των νευρώνων
- Δυναμικά στοιχεία **test** εισάγονται στα **Visible Nodes** και η **BM** αναπαράγει παρεμφερή δειγματικά στοιχεία (πάλι στα **Visible Nodes**) συμβατά με τις στατιστικές ιδιότητες του **δείγματος μάθησης** (**sampling, generative model**)
- Απλοποίηση της **BM** σε **Restricted Boltzmann Machines** (RBM) με μηδενικές συνάψεις μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου (**visible & hidden**)



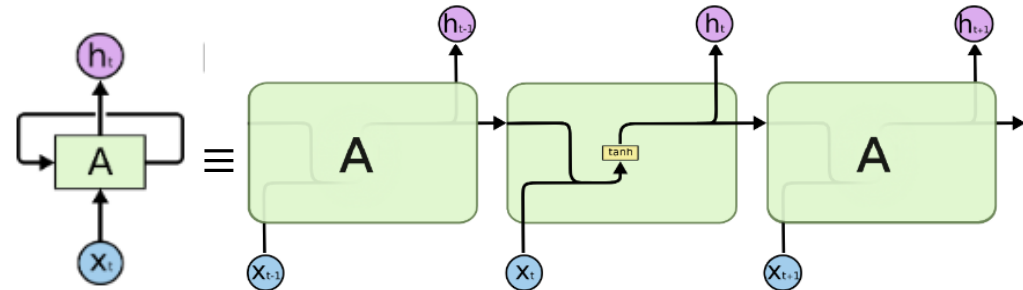
# ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

## Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα - Recurrent Neural Networks (RNN) (1/2)

### Simple Recurrent Network (SRN)



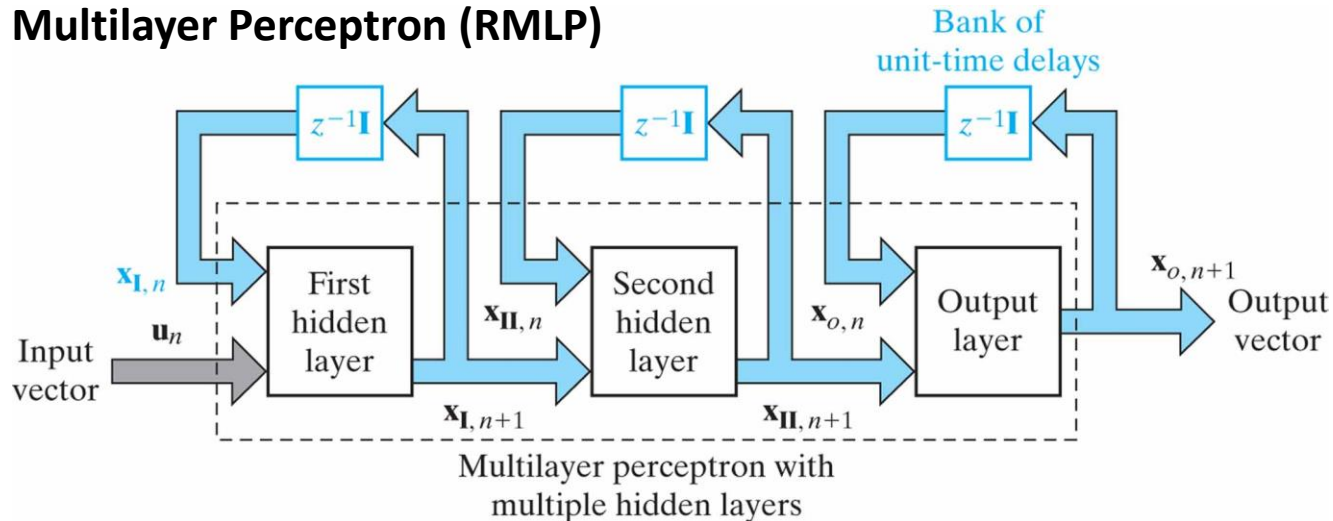
### Ισοδύναμο Ανάπτυγμα SRN σε Μονοστρωματικά Νευρωνικά Δίκτυα



<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>

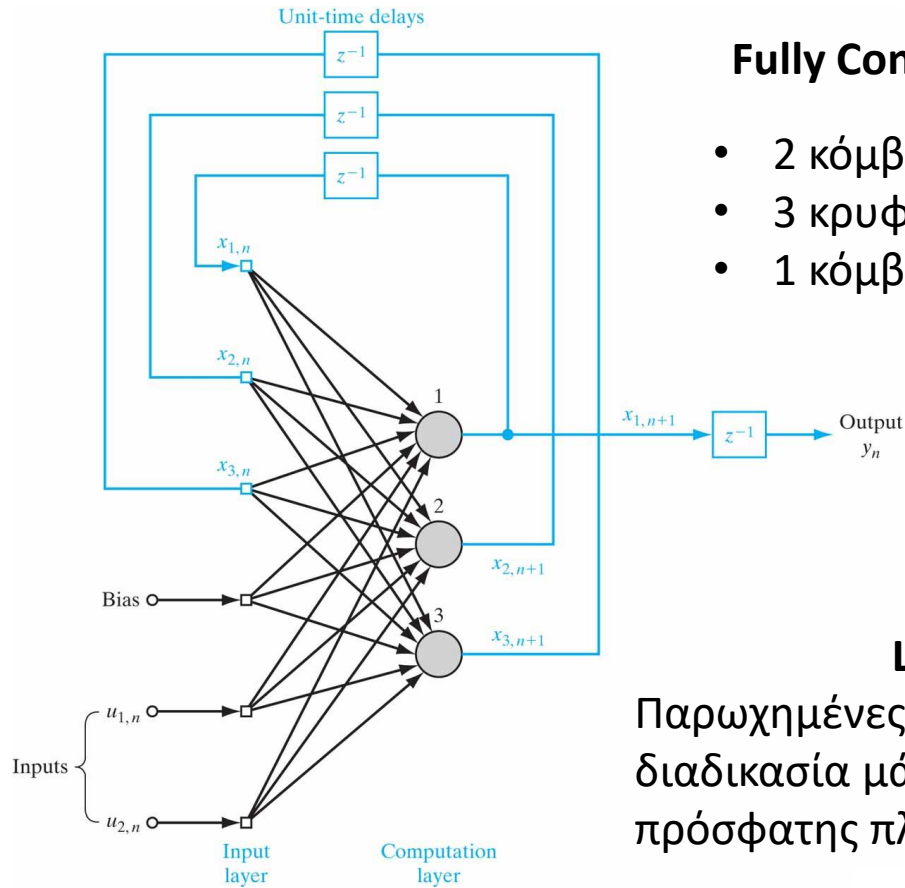
- $A$  : Κρυφό στρώμα Νευρωνικού Δικτύου *Perceptron* με *Activation Function*  $\tanh$  και έξοδο  $\in [-1, +1]$
- $x_t$  : Είσοδος στοιχείου στο  $A$  τη χρονική στιγμή  $t$
- $h_t$  : Κρυφή έξοδος του  $A$  τη χρονική στιγμή  $t$

### Recurrent Multilayer Perceptron (RMLP)



# ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

## Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα - Recurrent Neural Networks RNN (2/2)

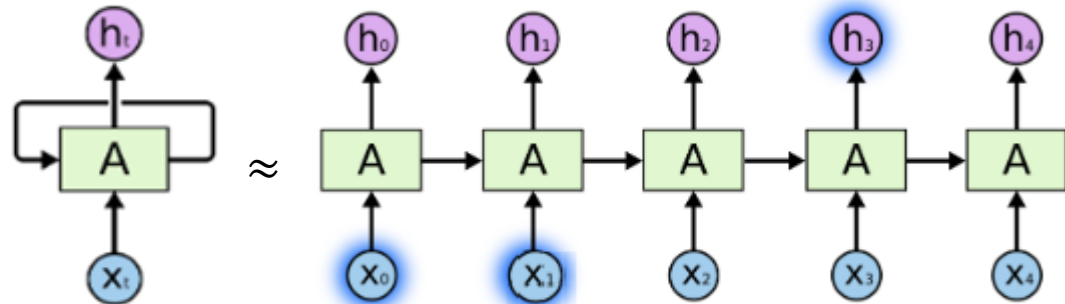


### Fully Connected SRN

- 2 κόμβοι εισόδων
- 3 κρυφοί νευρώνες
- 1 κόμβος εξόδου

### Long-Term Dependencies

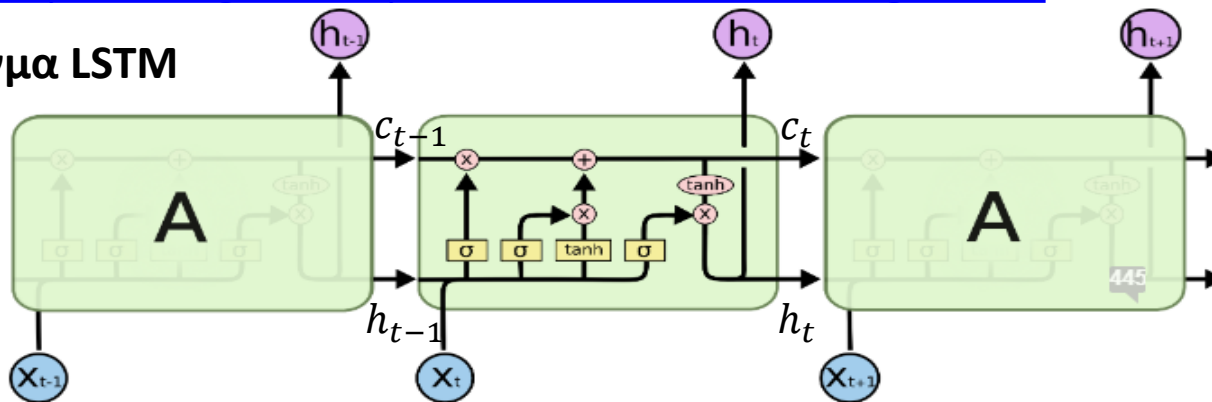
Παρωχημένες παλιές εισοδοι δυσκολεύουν τη διαδικασία μάθησης – ανάγκη για διατήρηση **μόνο** πρόσφατης πληροφορίας (π.χ. 5 χρονικές περίοδοι)



## Long Short-Term Memory (LSTM) (1/3)

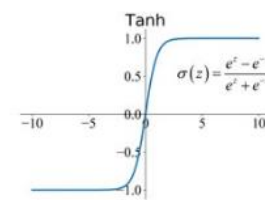
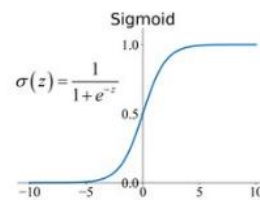
<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>

Ισοδύναμο Ανάπτυγμα LSTM  
με Cells in Tandem



The repeating module in an LSTM contains four interacting layers.

- $x_t$ : Input vector of cell  $t$
- $c_t$ : **Cell State** vector ( $c_{t-1} \rightarrow c_t$  αναδρομικά, ανάλογα με τα  $h_{t-1}, x_t$  και αν το επιτρέπουν οι θύρες ελέγχου - **Gates**)
- $h_t$ : Hidden output vector of cell  $t$
- $\sigma$ : Sigmoid activation function  $\sim \{0,1\}$  σε 3 **Gates** (**forget, input, output**) που ελέγχουν τη ροή πληροφορίας (π.χ. αποκόπτουν παρωχημένα στοιχεία)
- $\tanh$ : Hyperbolic tan activation function για ρύθμιση **Cell State** σε τιμές  $\in [-1,1]$



### Δομή Control Gate **Hadamard** (point-wise) product

$$v = [v_1 \dots v_k]^T$$

$$v \circ b = [v_1 \times b_1 \dots v_k \times b_k]^T$$

$$b = [b_1 \dots b_k]^T = [\sigma(a_1) \dots \sigma(a_k)]^T$$

$$a = [a_1 \dots a_k]^T$$

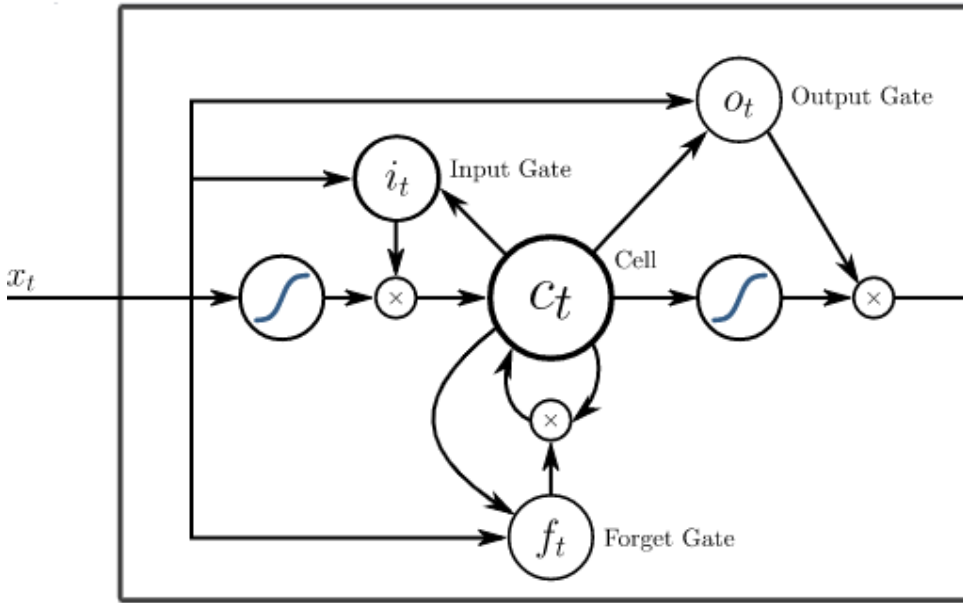
### Sigmoid Function of vector $\sigma(a) = b$

$$a = [a_1 \dots a_k]^T \rightarrow b = \left[ \frac{1}{1 + e^{-a_1}} \dots \frac{1}{1 + e^{-a_k}} \right]^T$$

# ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

## Long Short-Term Memory (LSTM) (2/3)

[https://en.wikipedia.org/wiki/Long\\_short-term\\_memory](https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory)



### Αρχιτεκτονική Μονάδων LSTM

- Ρυθμιστικές λειτουργίες: **Input, Output, Forget Gates** (συνήθως νευρώνες με σιγμοειδή διέγερση)
- Memory **Cell** (αποθήκευση χρονικών εξαρτήσεων κατάστασης μέχρι ορίου λήθης, ρυθμιζόμενου από την *Forget Gate*)

### Λειτουργίες Εισόδου/Εξόδου Μονάδων

$$f_t = \sigma_g(W_f x_t + U_f c_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma_g(W_i x_t + U_i c_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma_g(W_o x_t + U_o c_{t-1} + b_o)$$

$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \sigma_c(W_c x_t + b_c)$$

$$h_t = \sigma_h(o_t \circ c_t)$$

όπου

$$\sigma_g(a) = \frac{1}{1+e^{-a}}, \text{ *sigmoid function*, οριακά } \{0,1\}$$

$$\sigma_c(a) = \tanh(a), \text{ *hyperbolic tangent*, οριακά } \pm 1$$

$$\sigma_c(a) = \tanh(a), \text{ *hyperbolic tangent* ή } \sigma_h(a) = a$$

◦ : **Hadamard** (point-wise) product

### Ορισμοί Μεταβλητών Εισόδου/Εξόδου Μονάδων

$d$ : number of input features

$h$ : number of hidden units

$x_t \in \mathbb{R}^d$ : input vector to the LSTM unit

$f_t \in \mathbb{R}^h$ : forget gate's activation vector

$i_t \in \mathbb{R}^h$ : input/update gate's activation vector

$o_t \in \mathbb{R}^h$ : output gate's activation vector

$h_t \in \mathbb{R}^h$ : output vector of the LSTM unit (hidden state vector)

$c_t \in \mathbb{R}^h$ : cell state vector

$W \in \mathbb{R}^{h \times d}$ ,  $U \in \mathbb{R}^{h \times h}$ ,  $b \in \mathbb{R}^h$ : weights & bias parameters, ρυθμίζονται με **supervised learning**

# ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

## Long Short-Term Memory (LSTM) (3/3)

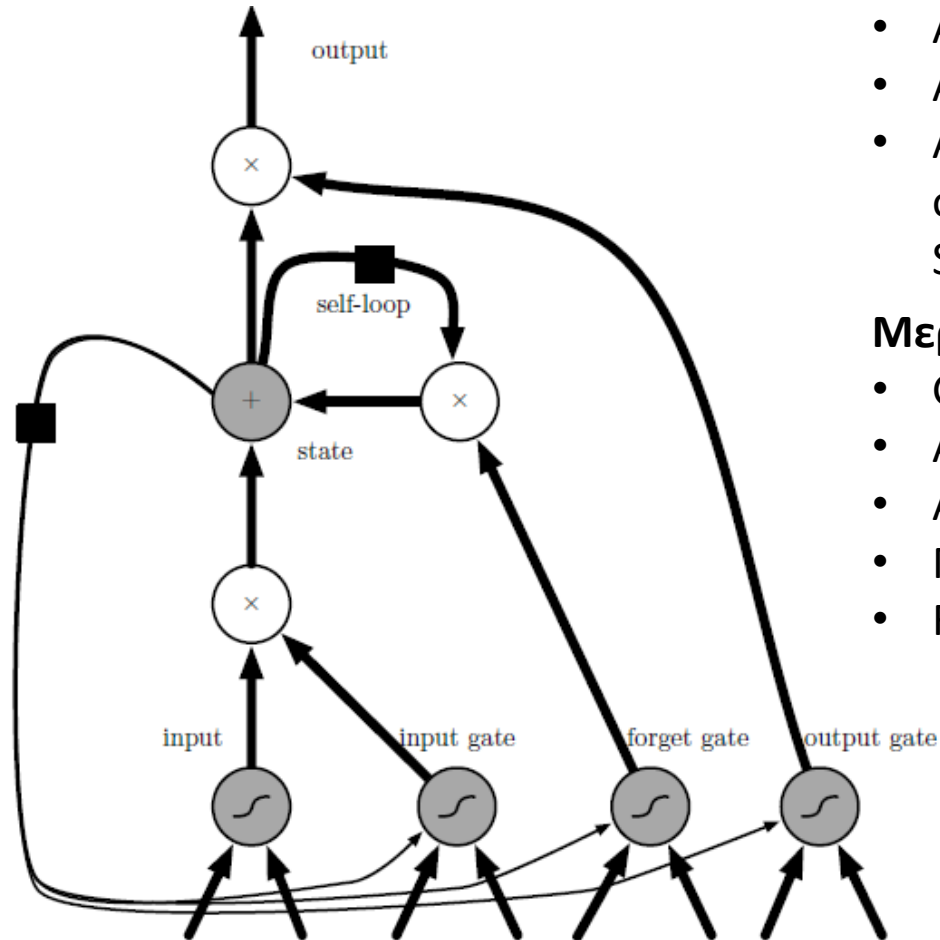
I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, "Deep Learning", Ch.10

### Μερικά Πεδία Εφαρμογής LSTM

- Αναγνώριση χειρογράφων κειμένων
- Αναγνώριση φωνής
- Ανίχνευση ανωμαλιών σε υπολογιστικά συστήματα και δίκτυα – Intrusion Detection Systems (IDS)

### Μερικές Εμπορικές Εφαρμογές LSTM

- Google (*Smartphone, Translate,...*)
- Apple (*Quicktype, iPhone, Siri...*)
- Amazon (*Alexa,...*)
- Microsoft (*Switchboard,...*)
- Facebook (*Automatic translation*)



### Αποθήκευση Κατάστασης (State)

- Δυναμικός προσδιορισμός χρονικού παραθύρου μέσω **Forget Gate**
- Δυνατότητα πρόσβασης στη κατάσταση από άλλα στοιχεία (**Input. Output Gates**): **Peephole LSTM**
- Επιβλεπόμενη Μάθηση από **Labeled Datasets**