

Adatbányászat a Gyakorlatban

10. Előadás: Visszacsatolós neurális hálózatok

Kuknyó Dániel
Budapesti Gazdasági Egyetem

2025/25
1.félév

- 1 Bevezetés
- 2 Visszacsatolásos hálózatok
- 3 LSTM hálózatok

- 1 Bevezetés
- 2 Visszacsatolós hálózatok
- 3 LSTM hálózatok

Visszacatolósos neurális hálózatosok alapjai

Alkalmazás

Input

Output

Beszédfelismerés



"Milyen szép időnk van ma!"

Szemantikai értelmezés

"Ez egy rossz film volt."



DNS szekvencia elemzés

AGCCCTGTACTAG

AGC**CCTGT**ACTAG

Gépi fordítás

"Willst du mit mir tanzen?"

"Szeretnél velem táncolni?"

Videók elemzése



Futás

Nevek felismerése

Tegnap Józsi letörölte a
termelési adatbázist.

Tegnap **Józsi** letörölte a
termelési adatbázist.

Visszacsatolós hálózatok: nevek felismerése a szövegben

Input: Tegnap **Józsi** letörölte a termelési adatbázist.

Input reprezentáció: $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_t, \dots, x_6]$

Output reprezentáció: $Y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_t, \dots, y_6]$

Output: $[0, \textcolor{red}{1}, 0, 0, 0, 0]$

Szavak reprezentálása 1-hot vektorokkal

Osztály		Macska	Kutya	Teknős
Macska	→	1	0	0
Kutya		0	1	0
Teknős		0	0	1

Az egyes szavak ilyen módon való kódolása lehetővé teszi, hogy egy neurális hálózat felépítse a saját **szókincsét**, majd különböző szekvenciákat bináris, azonos hosszúságú vektorok halmazaként reprezentáljon.

Szavak reprezentálása beágyazóvektorokkal

Beágyazás

Egy szó beágyazása egy magas dimenziójú vektortérben való numerikus reprezentáció. Ezek a vektorok tartalmazzák a szavak struktúráját, szemantikáját, és szintaktikai szerkezetét.

Ezáltal képesek a mélytanuló modellek elsajátítani a szavak közötti hasonlóságokat és az egyes szavak jelentését.

Jelölése: e_x .

	Férfi	Nő	Király	Királynő	Alma
Nem	-1	1	-0.95	0.97	0.0
Előkelő	0.01	0.02	0.93	0.95	-0.01
Kor	0.03	0.02	0.7	0.68	0.03
Étel	0.04	0.01	0.02	0.01	0.96

Tehát ebben az esetben például a férfi szó beágyazóvektora:

$$e_{férfi} = [-1, 0.01, 0.03, 0.04]$$

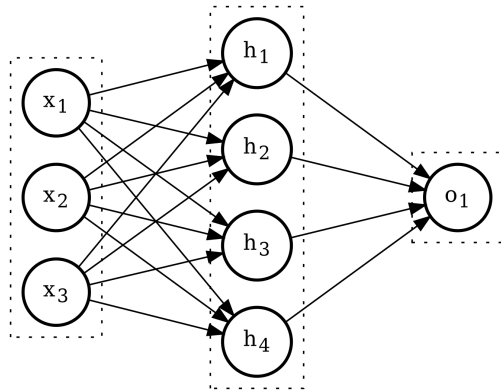
Miért alkalmatlanok szekvencia feldolgozásra a hagyományos hálózatok?

Hagyományos előrecsatolós hálózatok:

- Nem képesek változó hosszúságú inputot feldolgozni, mert az input szekvenciák hossza előre meghatározott.
- Nem képesek azonos szekvenciák között súlyokat megosztani.

Ezzel szemben az RNN hálózatok:

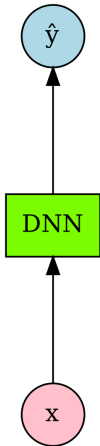
- Változó hosszúságú sorozatokkal működnek.
- Hosszútávú függőségeket is képesek megtanulni.
- Megőrzik az input vektor rendezettségét.
- Képesek paramétereket megosztani sorozatok között.



- 1 Bevezetés
- 2 **Visszacsatolós hálózatok**
- 3 LSTM hálózatok

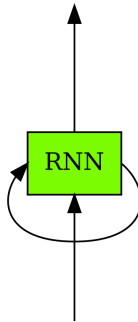
Mélyhálózatok (DNN) vs. visszacsatolós hálózatok (RNN)

Hagyományos mélyhálózat



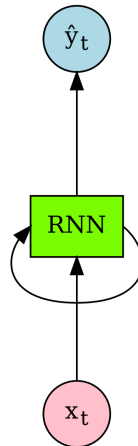
Visszacsatolós
mélyhálózat működése

Szeretnél velem táncolni?



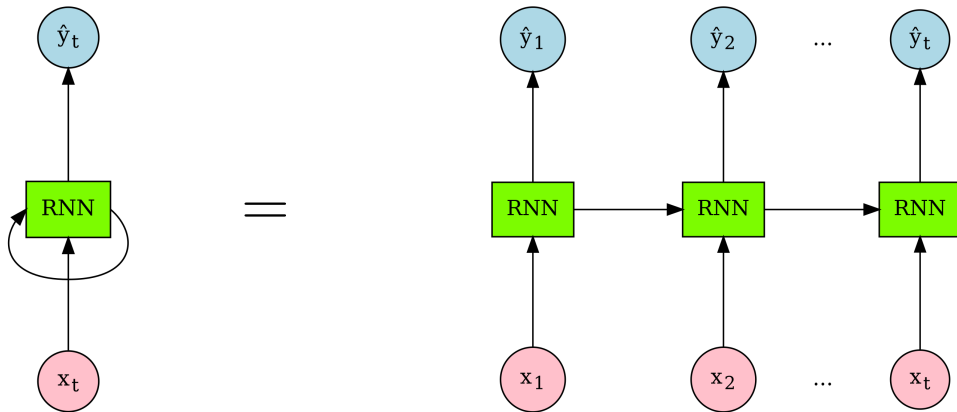
Willst du mit mir tanzen?

Visszacsatolós
mélyhálózat jelölése



Reprezentáció

A visszacsatolós neurális hálókat kétféle módon lehet jelölni: összehajtott és lehajtott állapotban. Az összehajtott jóval kompaktabb, a lehajtott viszont egy tiszta és intuitív nézőpontot ad a hálózat architektúrájára.



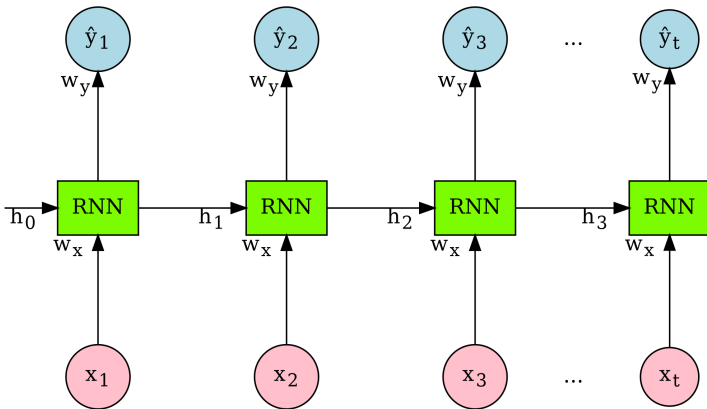
Súlyok és kapcsolatok

- x_t : Input vektor t . eleme.
- \hat{y}_t : Output vektor t . eleme.
- h_t : Rejtett réteg aktivációja (**cella állapota**) t időben.
- W_x : Input súlyai (időben állandó, tanítható).
- W_y : Output súlyai (időben állandó, tanítható).

Ebben az esetben az output

$$\hat{y}_t = f(x_t, h_{t-1})$$

x_t aktuális input és h_{t-1} előző állapot függvénye.



Számítások az RNN-ben

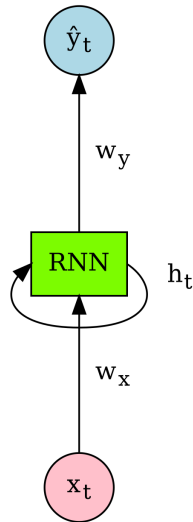
Rejtett állapot számítása

$$h_t = \tanh(W_h \cdot h_{t-1} + W_x \cdot x_t + b_h)$$

Ahol $\tanh(\cdot)$ a hiperbolikus tangens függvény, h_{t-1} az előző cella állapota, x_t az input vektor aktuális eleme, b pedig a cella torzítása.

Output számítása

$$\hat{y} = \tanh(W_y \cdot h_t + b_y)$$



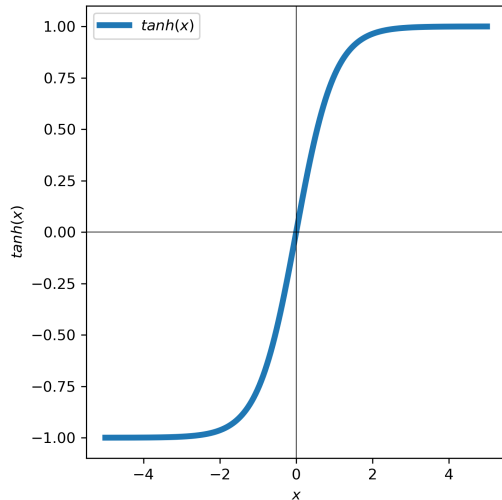
A hiperbolikus tangens függvény

A hiperbolikus tangens függvény az egyik gyakori aktivációs függvény visszacsatolós neurális hálózatokban. Előnyei a **nemlinearitás, erős gradiens, nulla középpontúság**.

Hiperbolikus tangens függvény

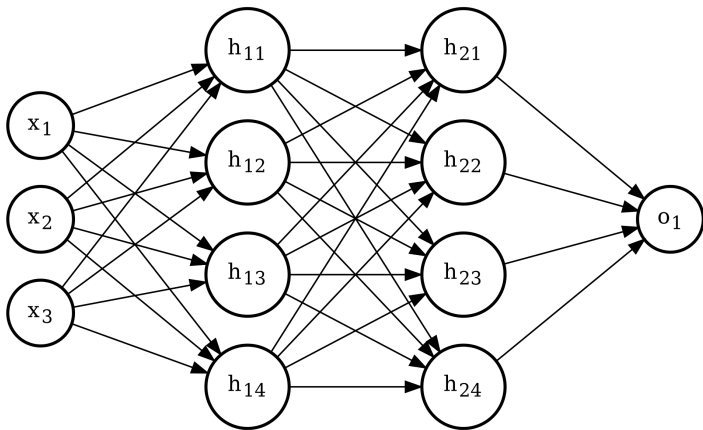
$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Ahol $e \approx 2.71828$ a természetes logaritmus értéke.



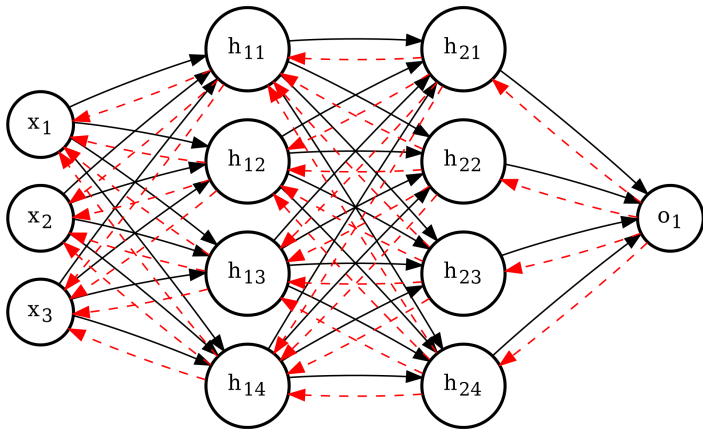
Hiba visszaáramoltatás hagyományos hálózatok esetén

- 1 Köteg előre áramoltatása a hálózaton.
- 2 Költség kiszámítása.
- 3 Költség gradiensek meghatározása minden paraméter szerint.
- 4 Paraméterek frissítése a költség minimalizálása érdekében.



Hiba visszaáramoltatás hagyományos hálózatok esetén

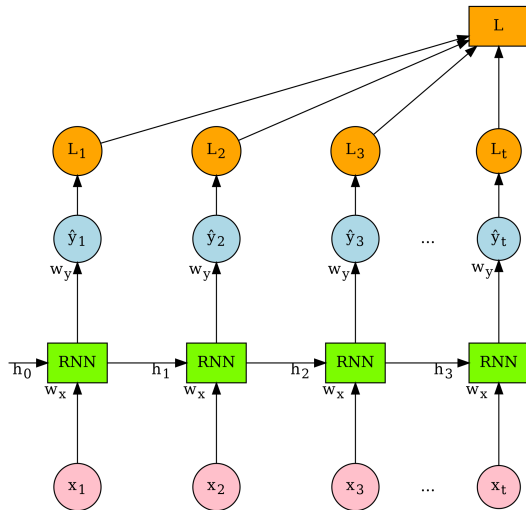
- 1 Köteg előre áramoltatása a hálózaton.
- 2 Költség kiszámítása.
- 3 Költség gradiensek meghatározása minden paraméter szerint.
- 4 Paraméterek frissítése a költség minimalizálása érdekében.



Hiba kiszámítása RNN esetén: előre áramoltatás

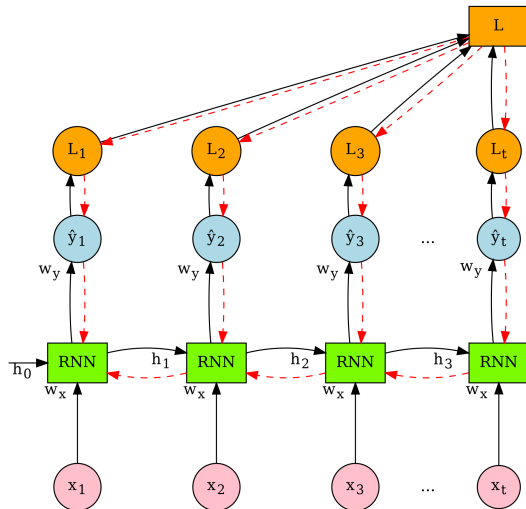
Előre áramoltatás során az RNN az input szekvencia elemeit **egyesével dolgozza fel időlépésenként**.

Minden t időlépésben kiszámolja L_t költséget, amelyet a végén aggregál valamilyen módszerrel, például **átlagolással** vagy **összegzéssel**.



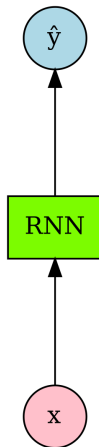
Hiba kiszámítása RNN esetén: időbeni visszaáramoltatás

- 1 Az output értékek kiszámítása minden időlépésre.
- 2 A hálózatot lehajtvá minden időlépésre a költség kiszámítása.
- 3 A hálózatot feltekerve frissíteni a paramétereiket.
- 4 Ismétlés a meghatározott lépezzámig.



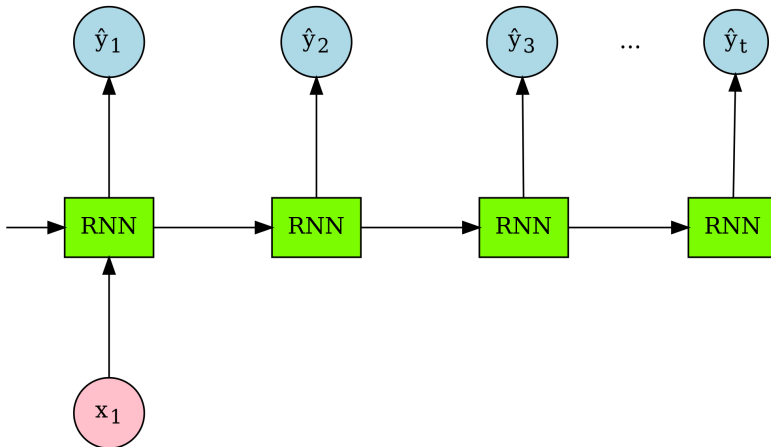
RNN típusok

Egy az egyhez



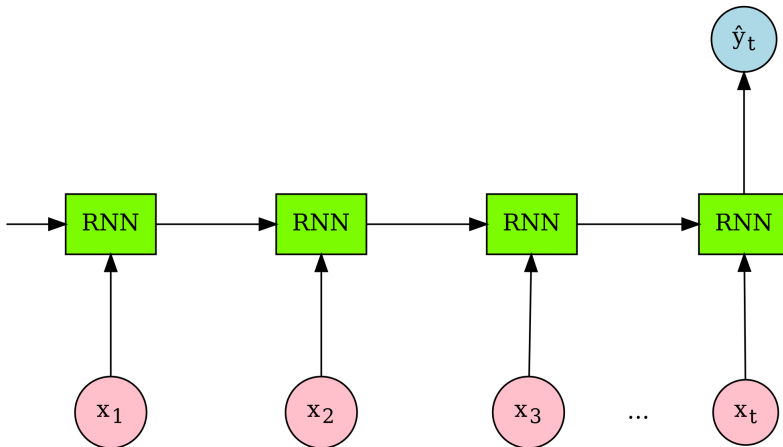
RNN típusok

Egy az többhöz



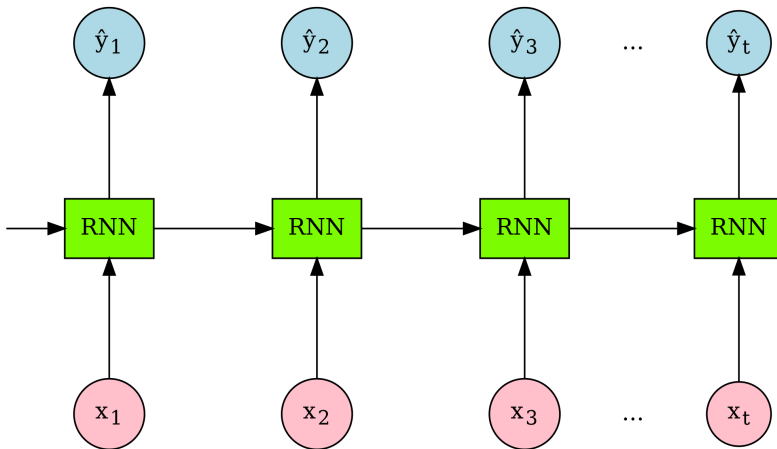
RNN típusok

Több az egyhez



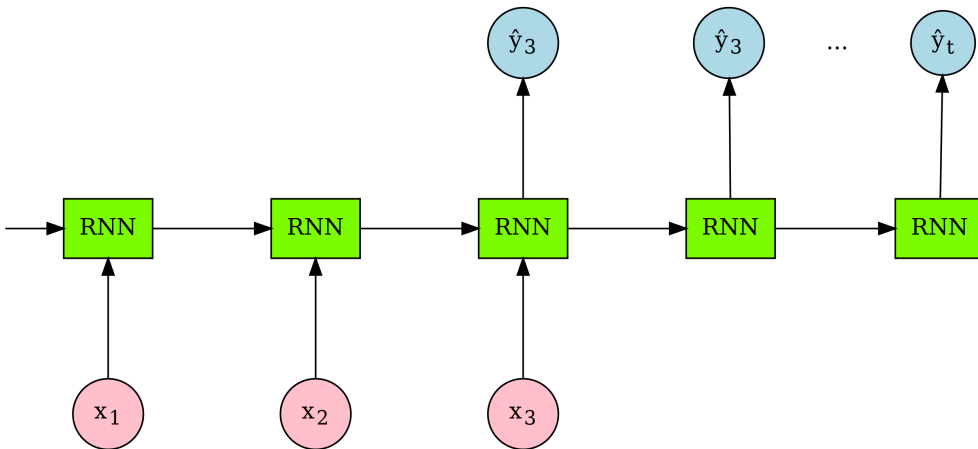
RNN típusok

Több a többhöz



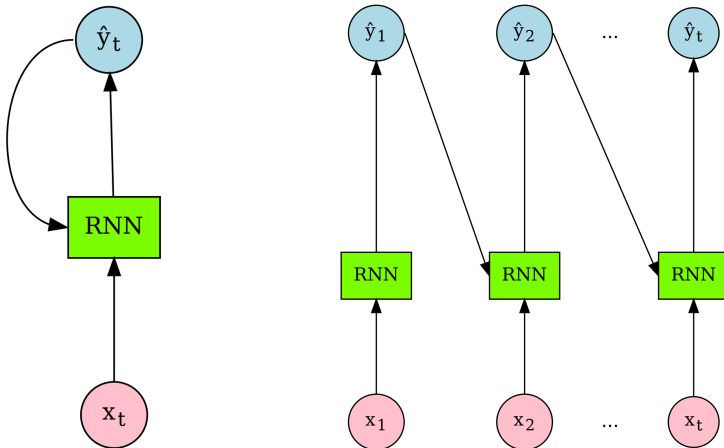
RNN típusok

Több a többhöz



RNN típusok

Output szerint becsatolt



- 1 Bevezetés
- 2 Visszacsatolásos hálózatok
- 3 LSTM hálózatok

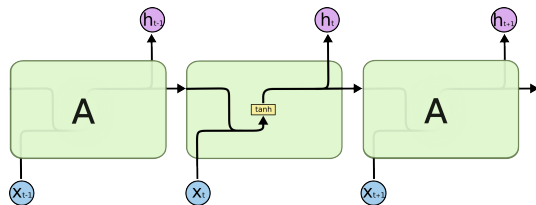
Hagyományos RNN hálózat

A hagyományos LSTM hálózat két bemenete az x_t **input vektor aktuális eleme** és a h_{t-1} **előző cella aktiváció**. Ez alapján állítja elő az aktuális cella állapotot:

$$h_t = \tanh(W_h \cdot h_{t-1} + W_x \cdot x_t + b_h)$$

Ennek az architektúrának több hátránya is van:

- Igazából csak egy nagyon mély hálózat.
- A hiperbolikus tangens függvény gradiensei a szélsőértékek felé haladva eltűnnek.

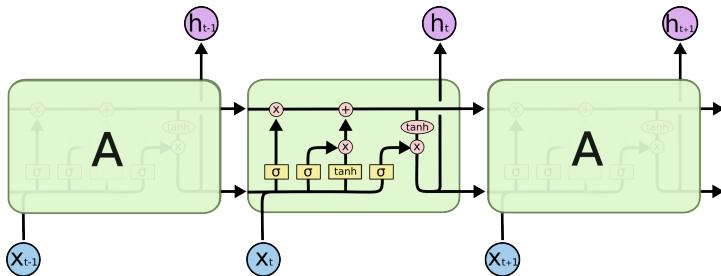


LSTM mint az RNN kiterjesztése

LSTM architektúra

Az LSTM (Long Short Term Memory) egy speciális neurális hálózat **architektúra** szekvenciális adatok feldolgozására.

Memóriacellákból és különböző **kapukból** (**input**, **felejtés**, **output**) áll amelyek segítik az információfolyam irányítását.

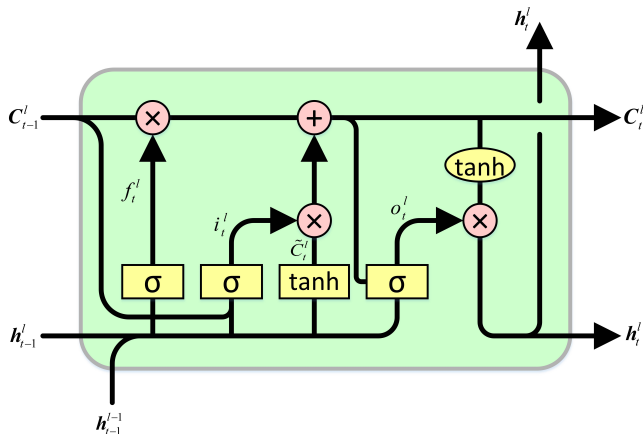


LSTM cella felépítése

Cella output

A cella outputja (h_t) a hálózat aktivációja t időlépésben.

A cella outputja az input vektor t . eleme és az előző cella aktivációja h_{t-1} alapján áll elő és a következő, $t + 1$ -edik cella inputjául szolgál.

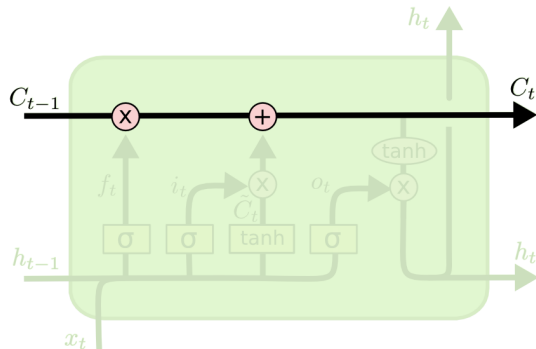


Elemi műveletek az LSTM cellában

Cella állapot

A cella állapot (C_t) LSTM hálózatokban egy **hosszútávú memória** ami **több időlépésen keresztül** képes információt eltárolni.

A cella állapot **kapukon keresztül képes változni**, amik meghatározzák, hogyan adódik hozzá vagy vonódik ki információ a cella állapotból.



Elemi műveletek az LSTM cellában

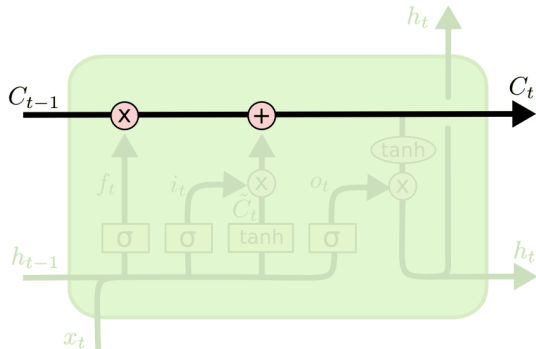
A cella állapot két operátora:

- \otimes : Elemenkénti szorzás:

$$a \otimes b = [a_1 \cdot b_1, a_2 \cdot b_2, \dots, a_n \cdot b_n]$$

- \oplus : Elemenkénti összeadás:

$$a \oplus b = [a_1 + b_1, a_2 + b_2, \dots, a_n + b_n]$$



Az LSTM cella kapui

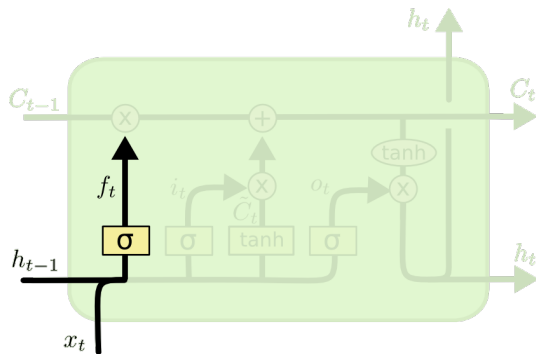
Felejtési kapu

A felejtési kapu az LSTM cellában egy matematikai kapu, amely két inputot fogad: h_{t-1} előző cella állapotot és x_t aktuális állapotot.

A kapu segítségével a **modell szelektíven tud törölni információt az előző cella állapotából**. A felejtési kapu outputja:

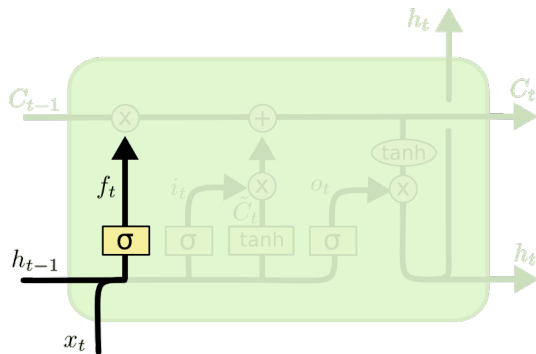
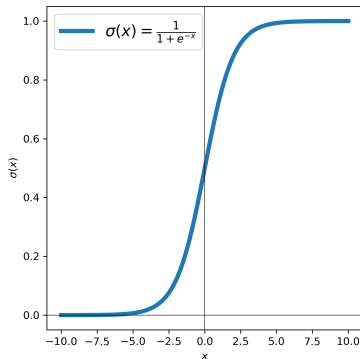
$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Ahol σ a szigmoid függvény, W_f a kapu súlymátrixa és b_f a torzítása.



Az LSTM cella kapui

A szigmoid függvény célja, hogy $]0, 1[$ intervallumba szorítsa be az input értékeket. Például felejtés esetén a 0 közeli érték azt jelenti, hogy az információ nem fontos.



Az LSTM cella kapui

Input kapu

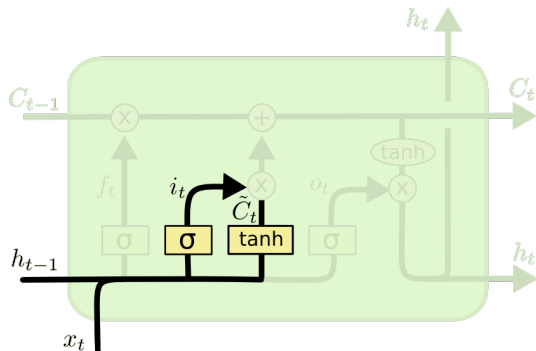
Az input kapu eldönti, **melyik új információ adódik hozzá a memóriához** az input vektor aktuális eleme alapján.

- Input kapu: az új információ memóriába áramlását irányítja:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

- Cellaállapot jelölt kapu: a már meglévő információ memóriába áramlását irányítja:

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{\tilde{C}} \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_{\tilde{C}})$$

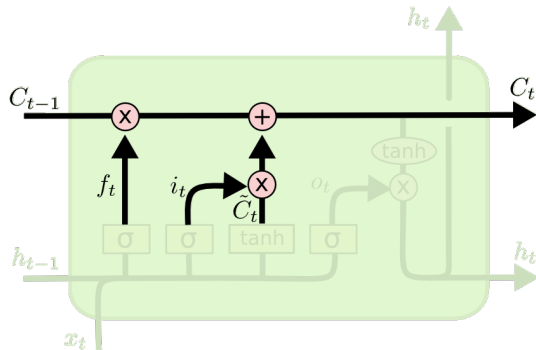


Az LSTM cella kapui

Cellaállapot előállítása

Az előző cellaállapot C_{t-1} és az aktuális cellaállapot jelölt \tilde{C}_t alapján. Ez a komponens adja a cella memóriáját, és feladata a fontos információk hosszú szakaszokon át való megtartása.

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} \oplus i_t \otimes \tilde{C}_t$$



Az LSTM cella kapui

Output kapu

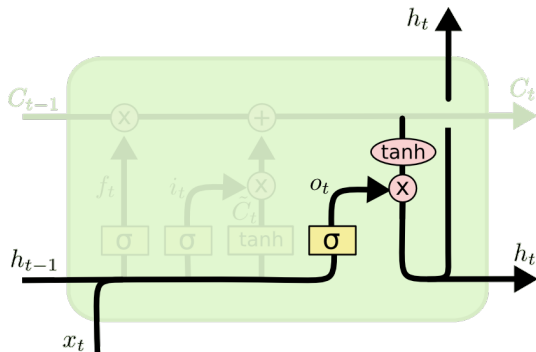
Az output kapu képes szelektíven átadni fontos információt a következő cella inputjának.

- Output kapu kimenete: megadja a cella állapotából mi mentődjön át a következő cella állapotába:

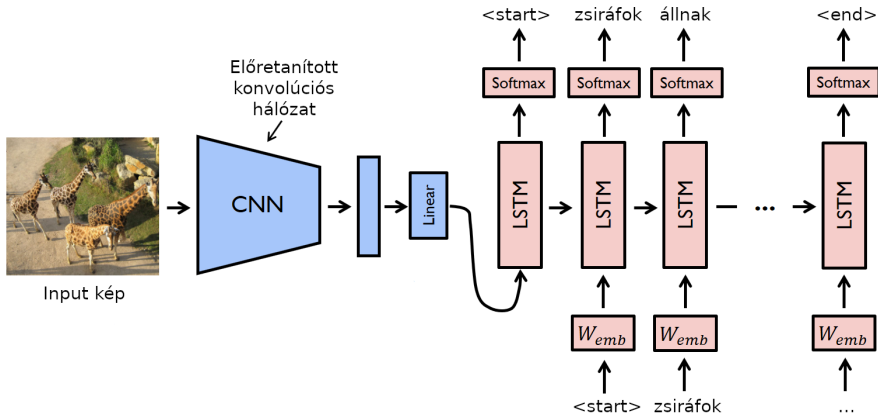
$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

- Rejtett állapot: a cella állapota t időlépésben:

$$h_t = o_t \otimes \tanh(\tilde{C}_t)$$



Példa LSTM használatára: képfeliratozás



Példa LSTM használatára: videó feliratozás

