

Adatbányászat a Gyakorlatban

11. Előadás: Transzformáló architektúrák

Kuknyó Dániel
Budapesti Gazdasági Egyetem

2024/25
1.félév

1 Bevezetés

2 Transzformáló architektúrák

3 Figyelmi mechanizmus

1 Bevezetés

2 Transzformáló architektúrák

3 Figyelmi mechanizmus

Visszacsatolásos neurális hálózatok alapjai

Alkalmazás

Beszédfelismerés

Input



Output

"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.

Szavak reprezentálása 1-hot vektorokkal

Input:

A kedvenc sportom a foci.

Reprezentáció:

$$X = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5,]$$

Szókincs:

$$\begin{bmatrix} a, & foci, & kedvenc, & sportom \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}$$

Reprezentáció:

$$\begin{aligned} foci &= [0, 1, 0, 0] \\ sportom &= [0, 0, 0, 1] \end{aligned}$$

Problémák:

- Ha van egy 10.000 szóból álló szövegtörzs, minden szava egy 10.000 elemű vektorként lesz reprezentálva, aminek csak egyetlen eleme 1, a többi 0. **Ez nem egy skálázható megoldás.**
- **Nincs kapcsolat a szavak között.** A szavak külön-külön vannak kezelve, hasonló jelentésű szavak reprezentációja nagyban eltérhet.

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.

	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:

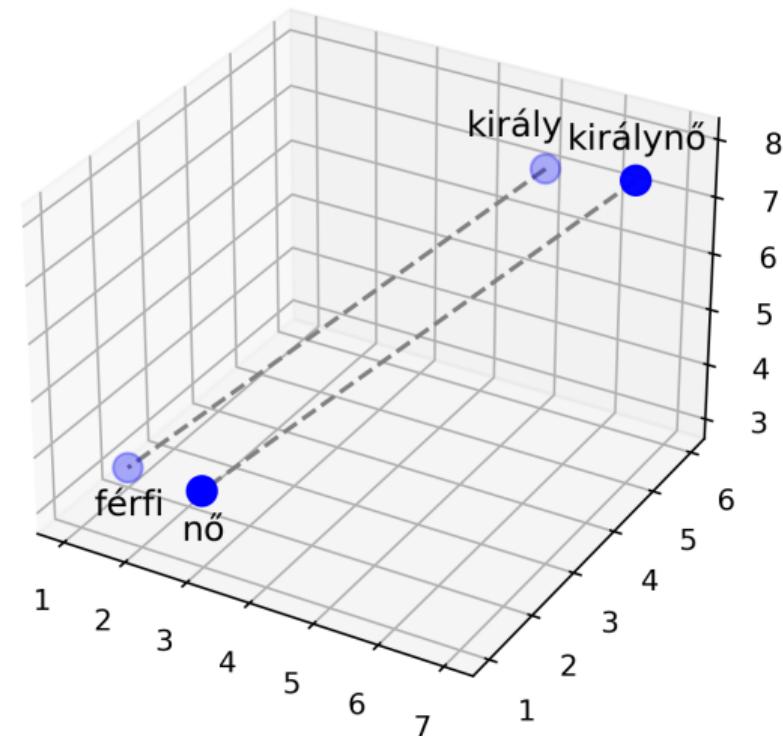
$$e_{\text{férfi}} = [-1, 0.01, 0.03, 0.04]$$

Beágyazóvektorok reprezentálása

A beágyazóvektorok használatával lehetőség nyílik a szavak hasonlóságának kiszámítására.

Az egymáshoz jelentés tartalmilag közelebb álló szavak beágyazóvektorainak matematikai távolsága alacsonyabb lesz, mint az egymástól távolabb eső szavaké.

Ezáltal továbbá lehetséges analógiák kiszámítása is. A férfi és a király olyanok egymásnak, mint a nő és a királynő.

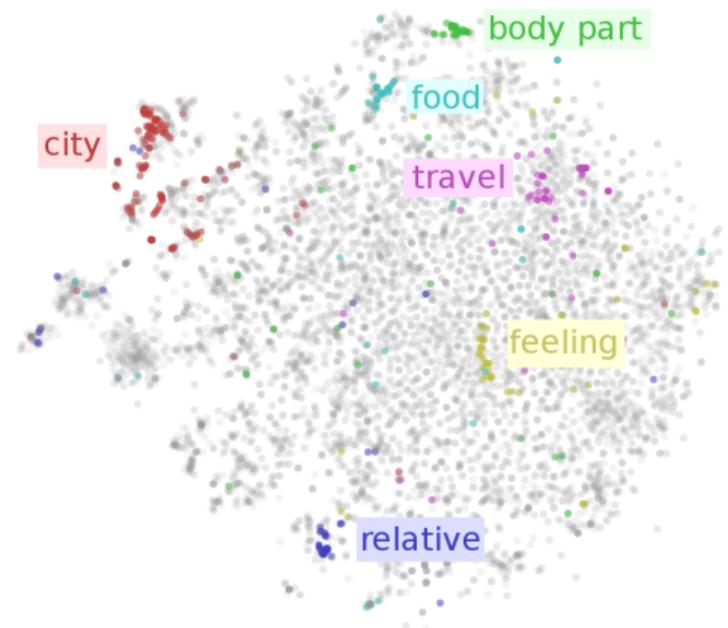


Beágyazások vizualizálása

Dimenziócsökkentő algoritmusok segítségével lehetőség nyílik a **magasabb dimenziós vektorok alacsonyabb térben való reprezentációjára**. Az egyik ilyen algoritmus a T-SNE, ami jól használható komplex input adatok esetén.

Ez hasznos a következő problémák esetén:

- Vizualizáció
- Klaszterezés
- Adatminőség mérése
- Szemantikai kapcsolatok elemzése
- Hiperparaméter hangolás



1 Bevezetés

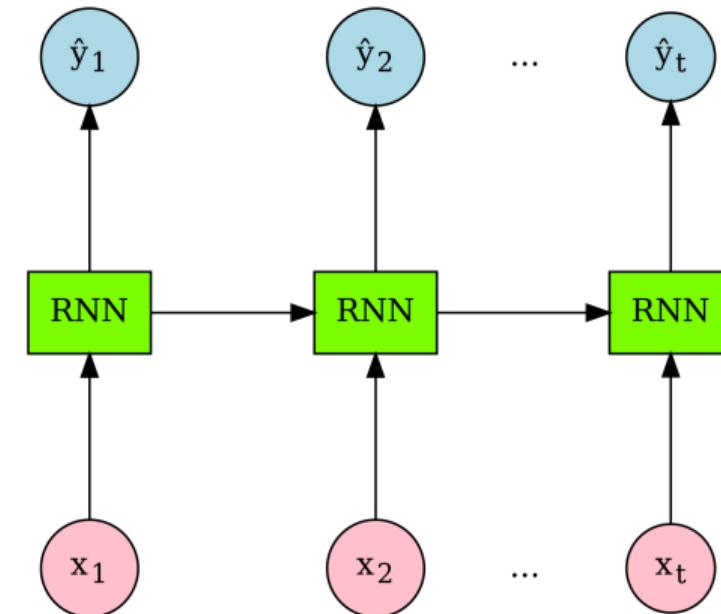
2 Transzformáló architektúrák

3 Figyelmi mechanizmus

Hagyományos visszacsatolásos architektúrák

A visszacsatolásos neurális hálózatok (RNN) olyan mesterséges neurális hálózatok, amelyek képesek kezelni **időbeli szekvenciákat** és más **időfüggő adatokat**.

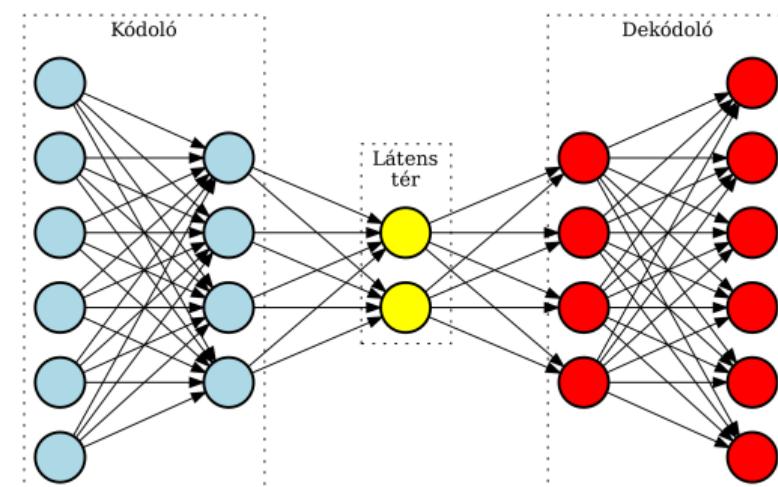
Ezek a hálózatok olyan struktúrával rendelkeznek, amely lehetővé teszi a **korábbi lépések eredményeinek visszacsatolását az aktuális lépésbe**. Ennek eredményeként képesek tartani az emlékezetüket korábbi állapotokról, és ezáltal kezelni a szekvenciális adatokat.



Önkódoló architektúrák

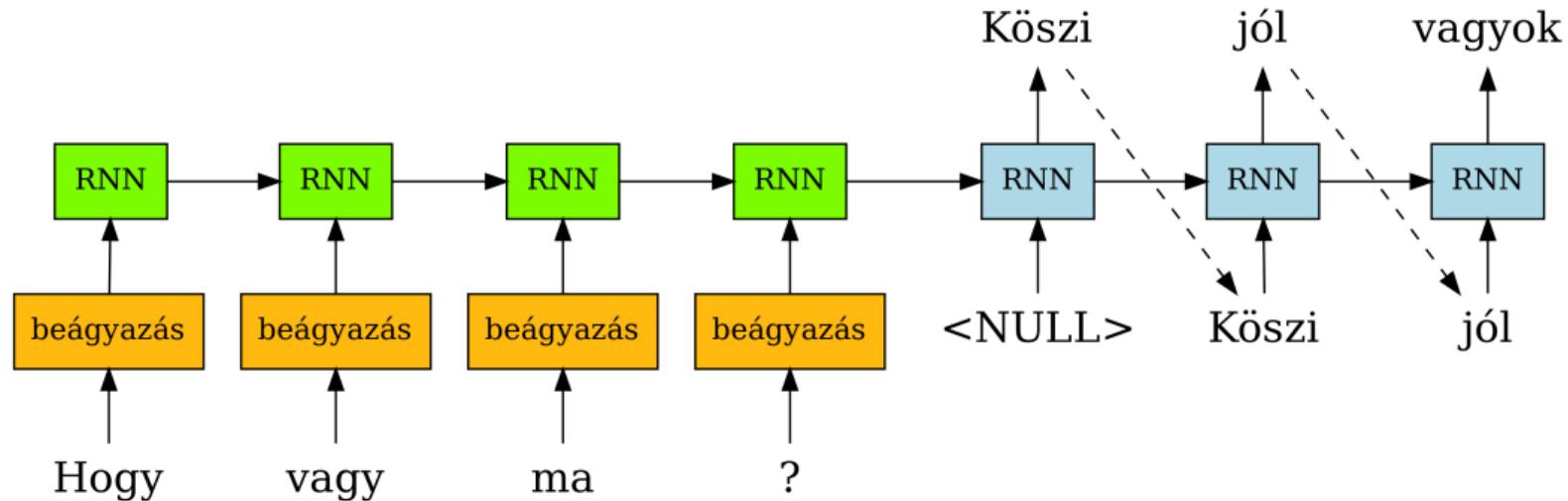
Az önkódoló neurális hálózatok feladata az inputot átmásolni az outputba úgy, hogy közben megismeri az adatok alacsony szintű struktúráját:

- **Kódoló:** A bemeneti adatokat tömöríti egy rövidebb, alacsony dimenziójú reprezentációba.
- **Látens tér:** Az az alacsony dimenziójú tér, amelyben a kódoló reprezentálja a bemeneti adatokat. Ez a tér tartalmazza az információkat a bemenetről kompakt formában.
- **Dekódoló:** Feladata a látens térben lévő reprezentációt visszaalakítani eredeti vagy közelítőleges formájára.



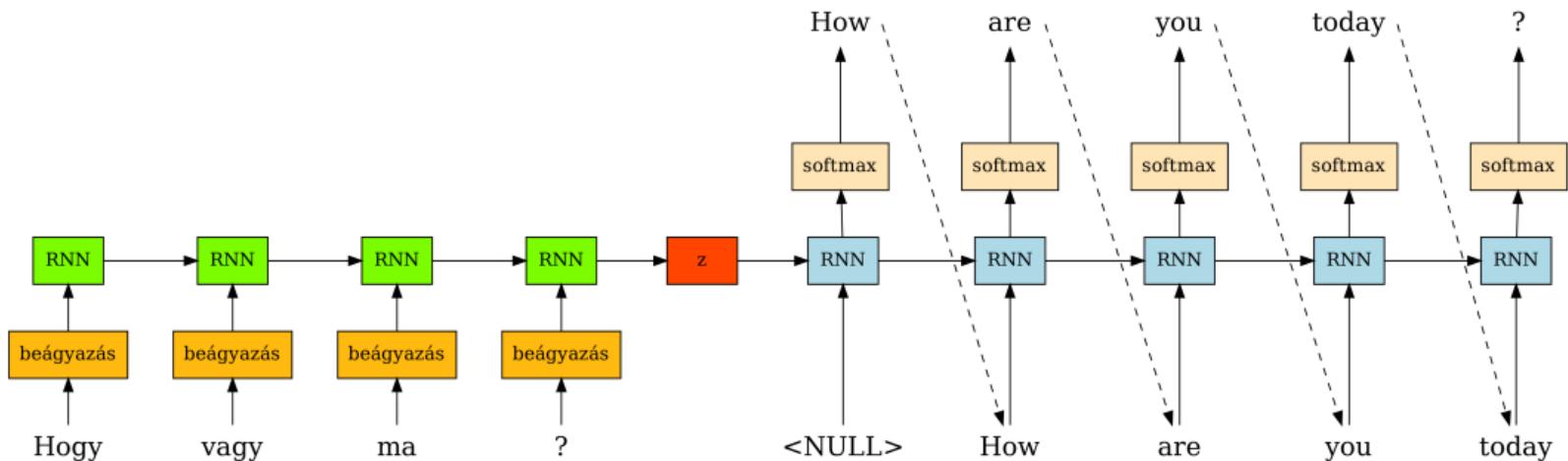
Transzformáló architektúrák

A transzformáló architektúrák rendkívül sokoldalúak és hatékonyak a mesterséges mélytanulásban. A transzformálók feladata **két szekvencia közötti leképezés megtanulása**. Rendkívül jól teljesítenek olyan területeken mint a **természetes nyelvfeldolgozás, képfelismerés, hangfeldolgozás, megerősítéses tanulás**.



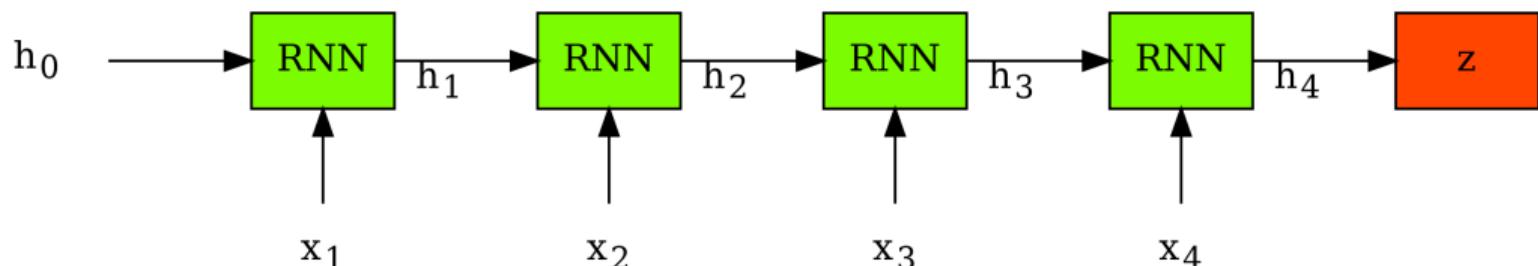
Gépi fordítás

A transzformáló architektúrák jól képesek teljesíteni a gépi fordítás területén. Hasonlóan az önkódoló architektúrákhöz a fő részei a kódoló az input feldolgozására, a látens tér az input reprezentálására és a dekódoló az output előállítására.



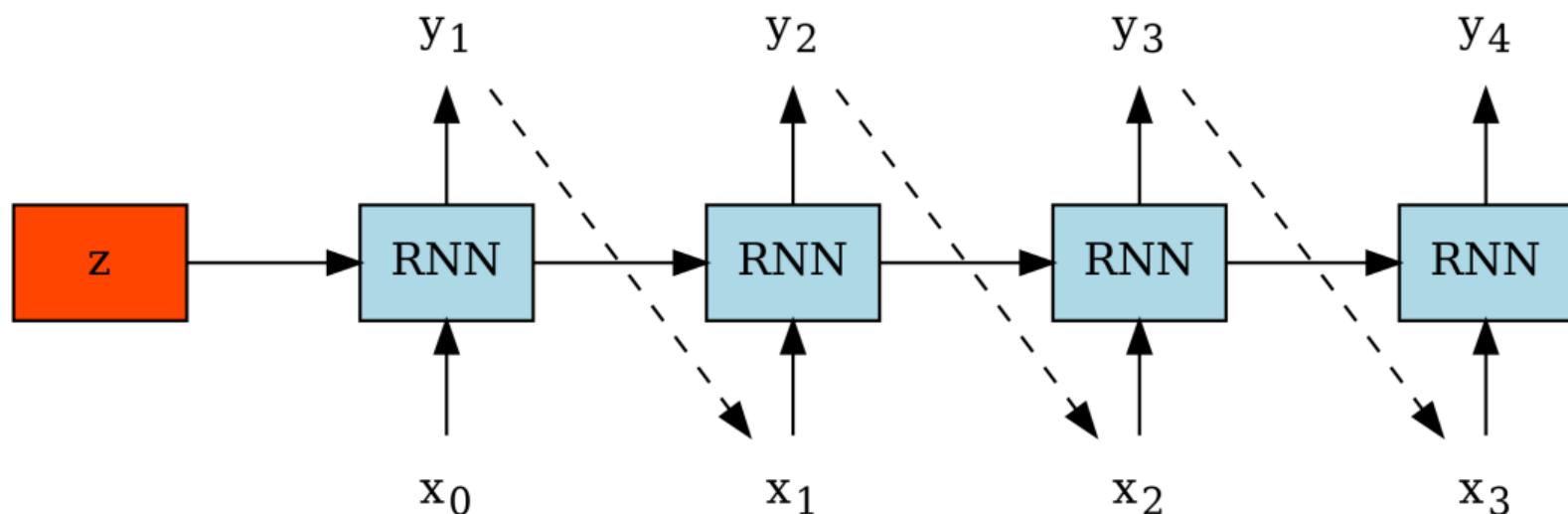
Kódoló

A transzformáló architektúrákban a kódoló feladata az input adatok feldolgozása és egy **értelmes, kontextusban gazdag reprezentáció létrehozása**. Az kódolónak alapvető szerepe van az input sorozat megértésében és az alatta rejlő információk megragadásában. Az általa feldolgozott információ a z kontextus vektorban kerül átadásra a dekódolónak, ami megfelel az utolsó cella rejtett állapotának.



Dekódoló

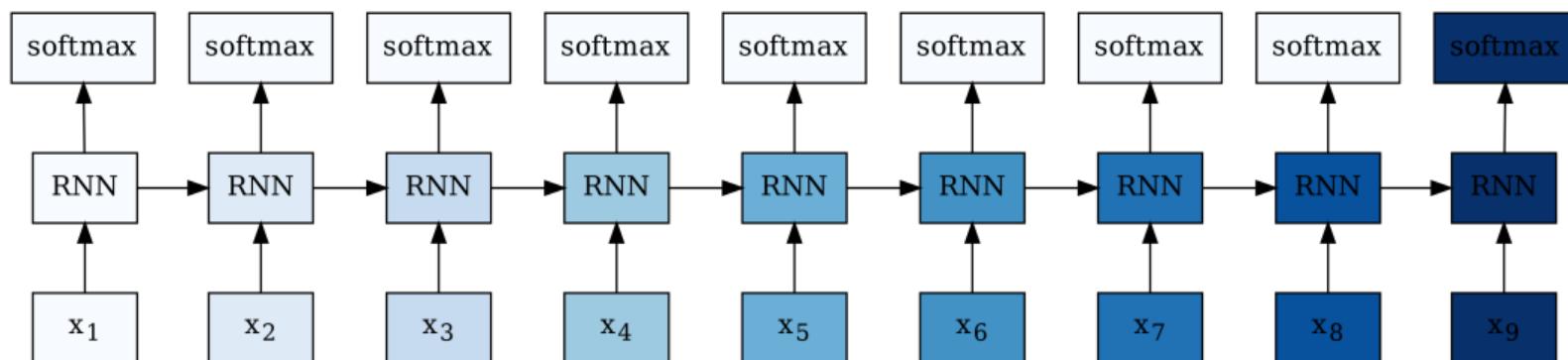
A dekódoló feladata a transzformáló architektúrákban az **output sorozat létrehozása az input sorozat kontextualizált reprezentációjának felhasználásával**. Dekódolás a legelső cella null inputot kap, és utána minden cella az előző cella outputját kapja meg inputként: $x_0 = \text{null}$, $x_i = y_{i-1}$, $i > 0$.



A transzformálók problémája

Ha hosszú szekvenciákat kell generálniuk, a transzformálók gradiensei nagyon alacsonyak lesznek hiba visszaáramoltatás közben. Ez az **eltűnő gradiensek problémája**, és ahhoz vezet, hogy a hálózat elfelejti a korábbi információkat.

Továbbá a modellnek **minden fontos információt egyetlen kontextus vektorba kell besűrítenie**. Ezzel a z vektor lesz a tanulás szűk keresztmetszete.



1 Bevezetés

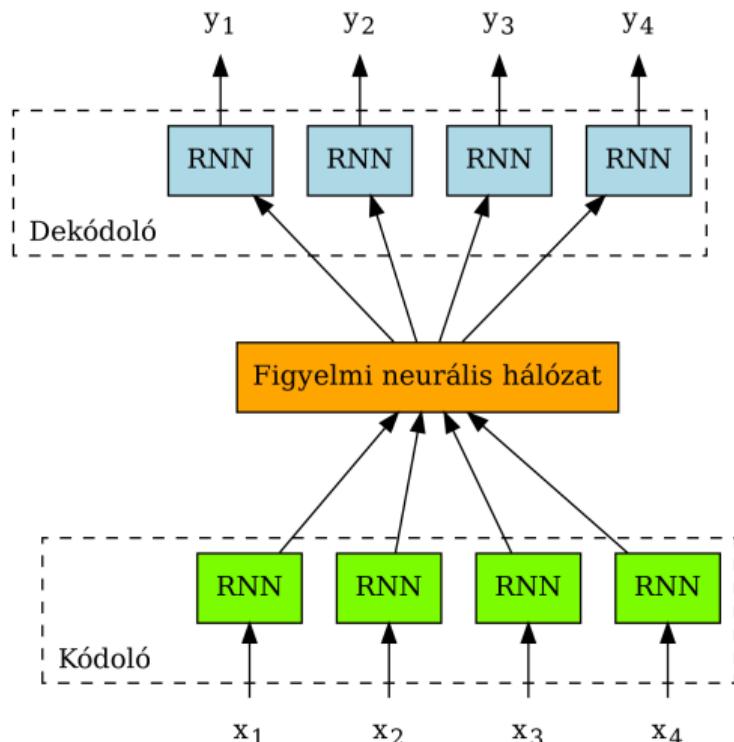
2 Transzformáló architektúrák

3 Figyelmi mechanizmus

Figyelem alapjai

Az alapvető megfontolás, hogy a z kontextusvektornak legyen **közvetlen kapcsolata** nem csak az **input szekvencia utolsó eleméhez, hanem mindegyikhez**.

Ezáltal a modellnek minden időlépésben minden vektor elemhez lesz hozzáférése, így lehetséges lesz megtanítani arra, **melyik állapot esetén melyik input elemre kell figyelmet fordítania**.



Figyelem alapjai

A dekódoló hálózat figyelem értéke i időlépésben:

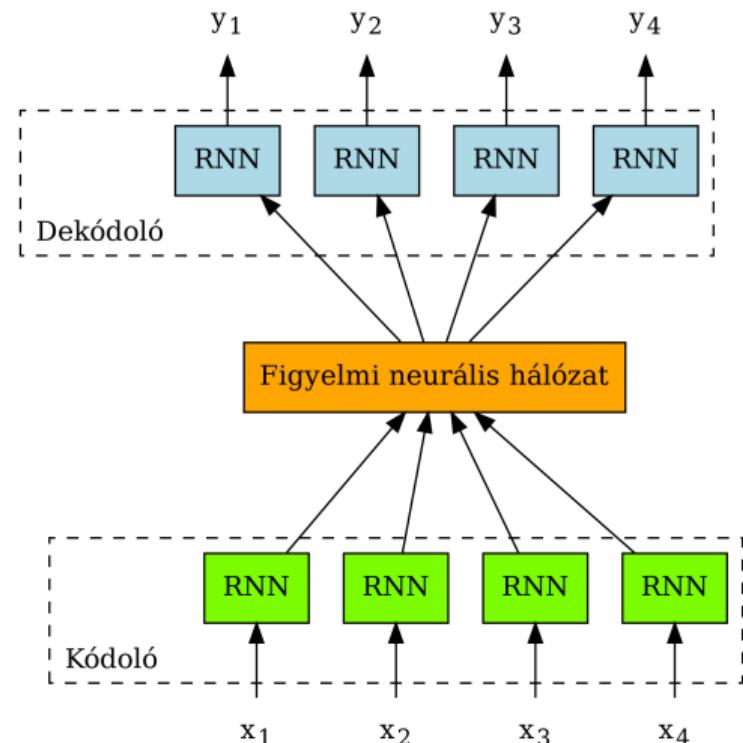
$$e_i = f(y_{i-1}, h_i) \in \mathbb{R}^n$$

A figyelmi értékek valószínűsséggé alakítva és normalizálva:

$$\alpha_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sum_{k=1}^{T_x} e_{ik}}$$

Ezáltal kontextus vektor i időlépésben:

$$z_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} h_j$$

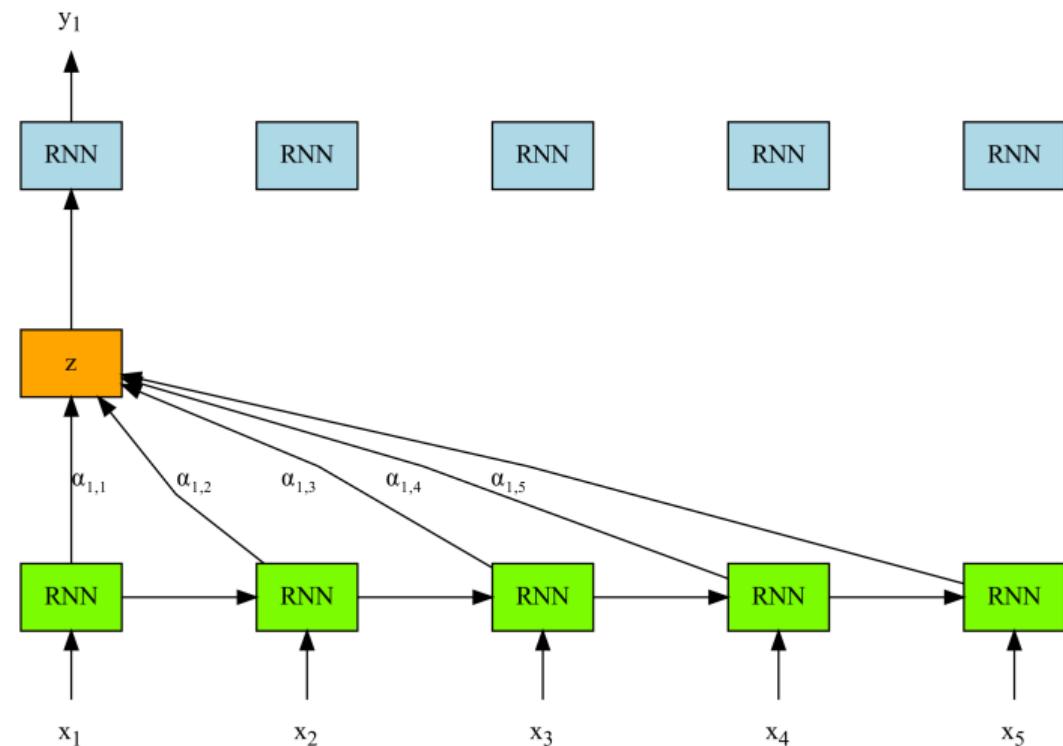


Figyelmi modell

$$e_i = f(y_{i-1}, h_i) \in \mathbb{R}^n$$

$$\alpha_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sum_{k=1}^{T_x} e_{ik}}$$

$$z_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} h_j$$

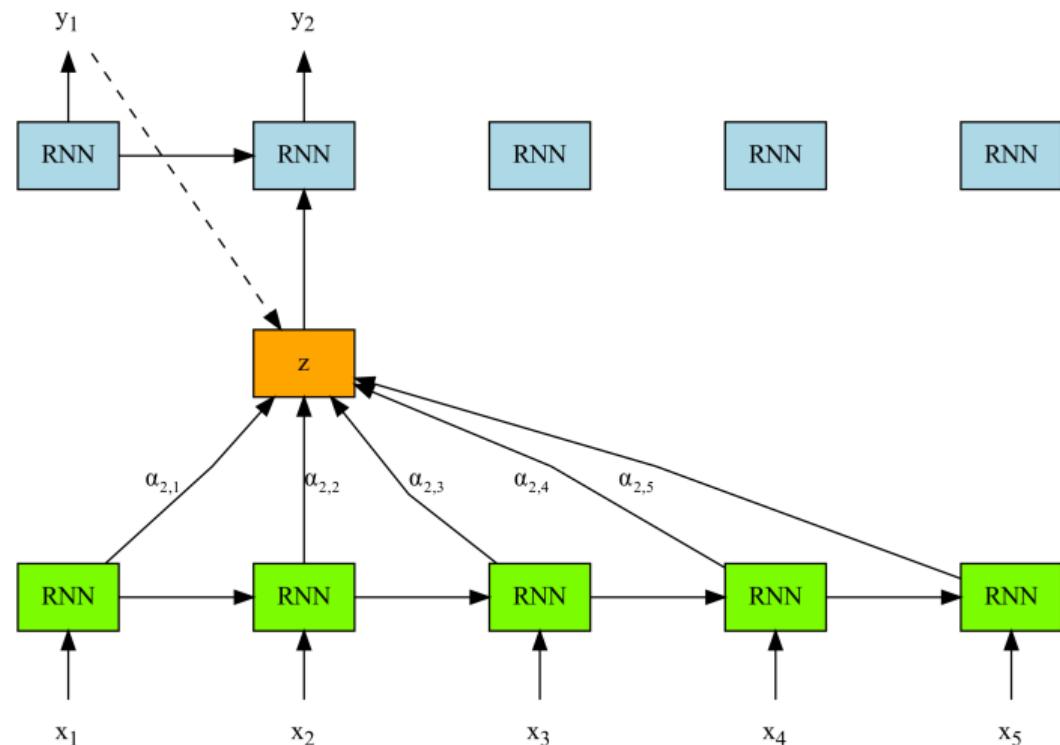


Figyelmi modell

$$e_i = f(y_{i-1}, h_i) \in \mathbb{R}^n$$

$$\alpha_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sum_{k=1}^{T_x} e_{ik}}$$

$$z_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} h_j$$

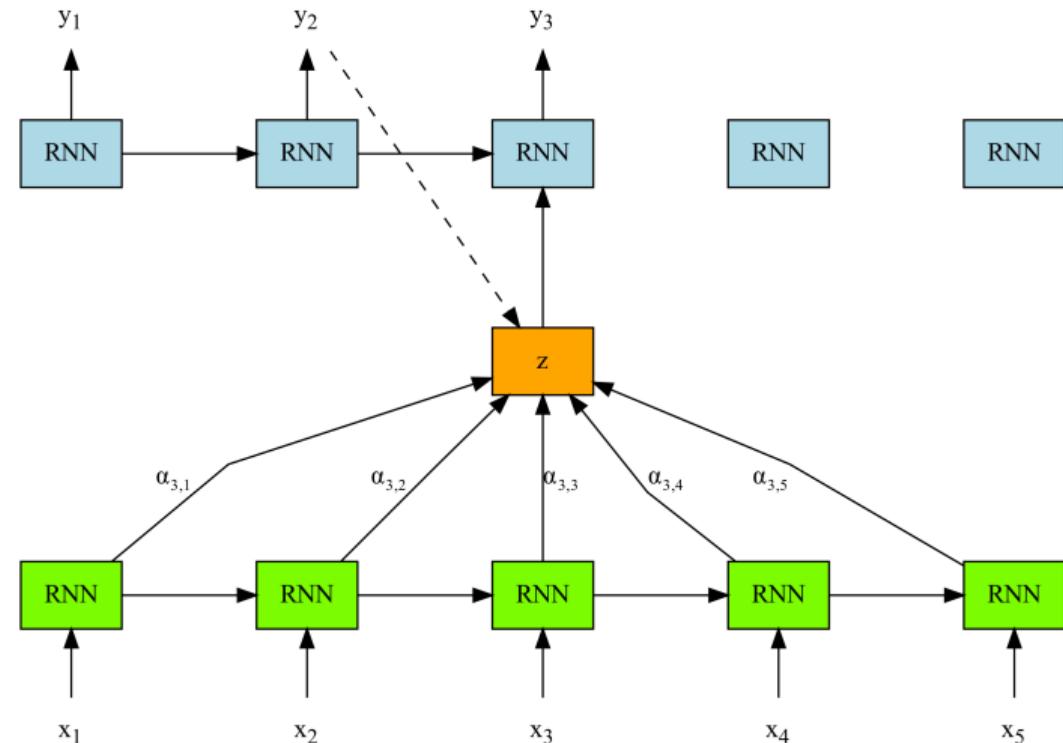


Figyelmi modell

$$e_i = f(y_{i-1}, h_i) \in \mathbb{R}^n$$

$$\alpha_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sum_{k=1}^{T_x} e_{ik}}$$

$$z_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} h_j$$

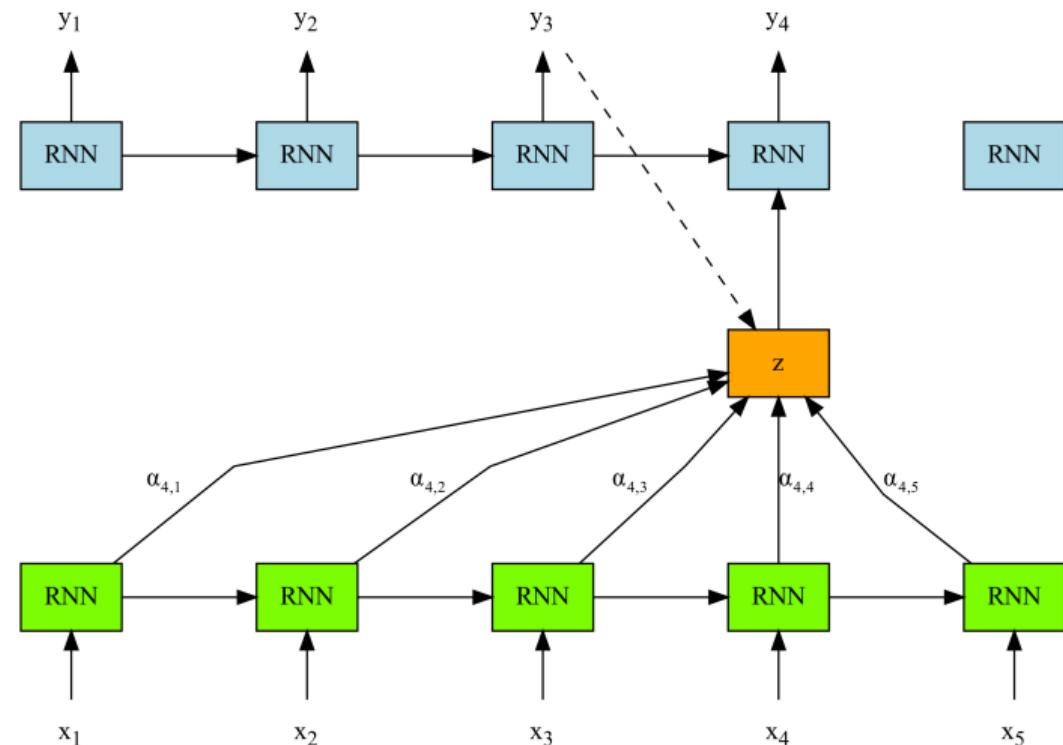


Figyelmi modell

$$e_i = f(y_{i-1}, h_i) \in \mathbb{R}^n$$

$$\alpha_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sum_{k=1}^{T_x} e_{ik}}$$

$$z_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} h_j$$

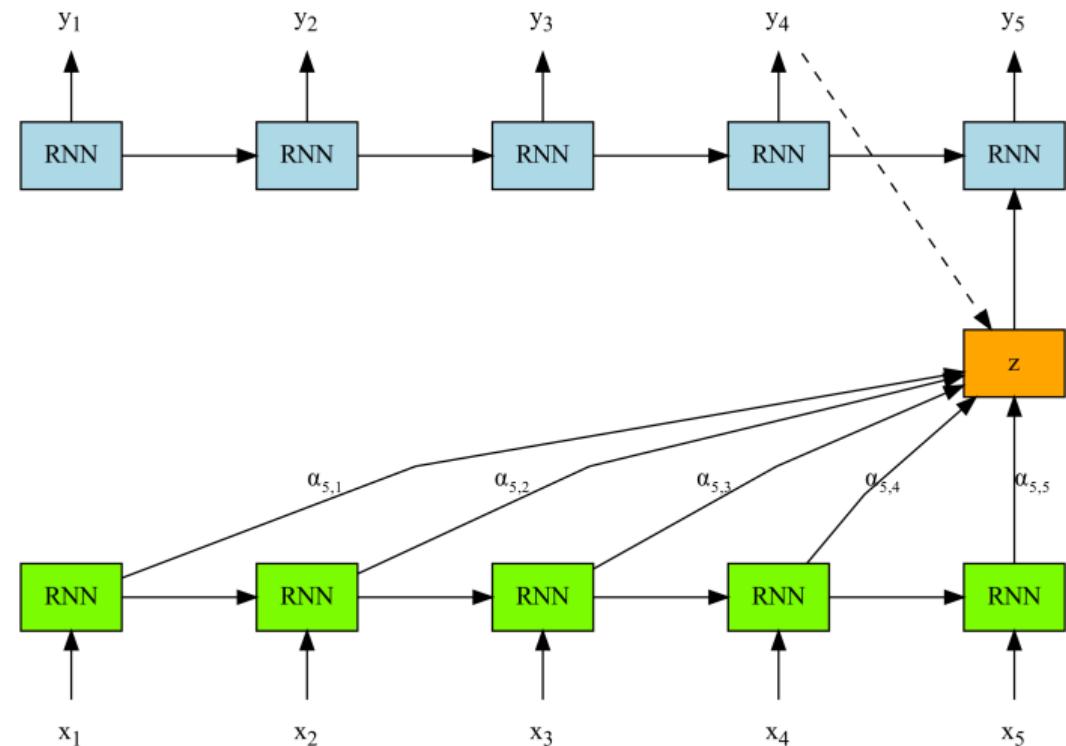


Figyelmi modell

$$e_i = f(y_{i-1}, h_i) \in \mathbb{R}^n$$

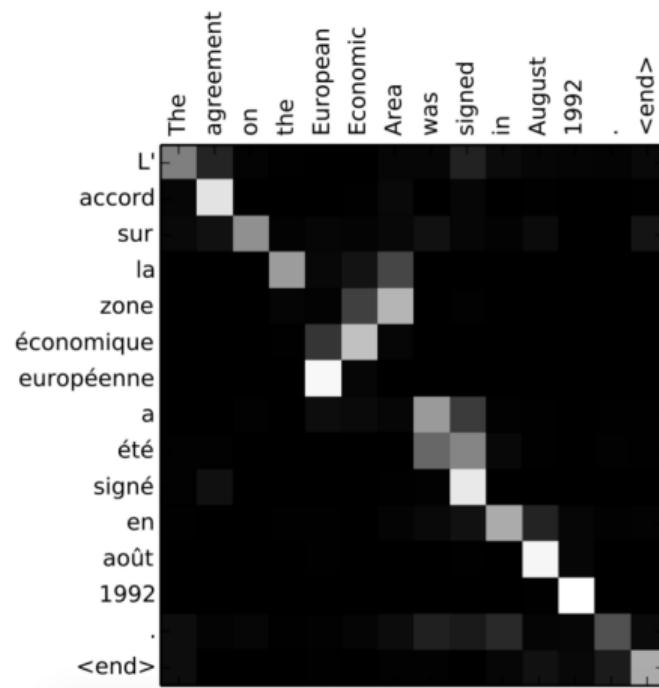
$$\alpha_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sum_{k=1}^{T_x} e_{ik}}$$

$$z_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} h_j$$



Figyelmi hőtérkép

A hőtérkép mutatja, hogy az egyes szavak **mennyire koncentrálódnak egymásra a fordítási folyamat során**. Ezáltal látható, mely szavak között van erős kapcsolat, és hogyan alakul ki a fordítás folyamata.

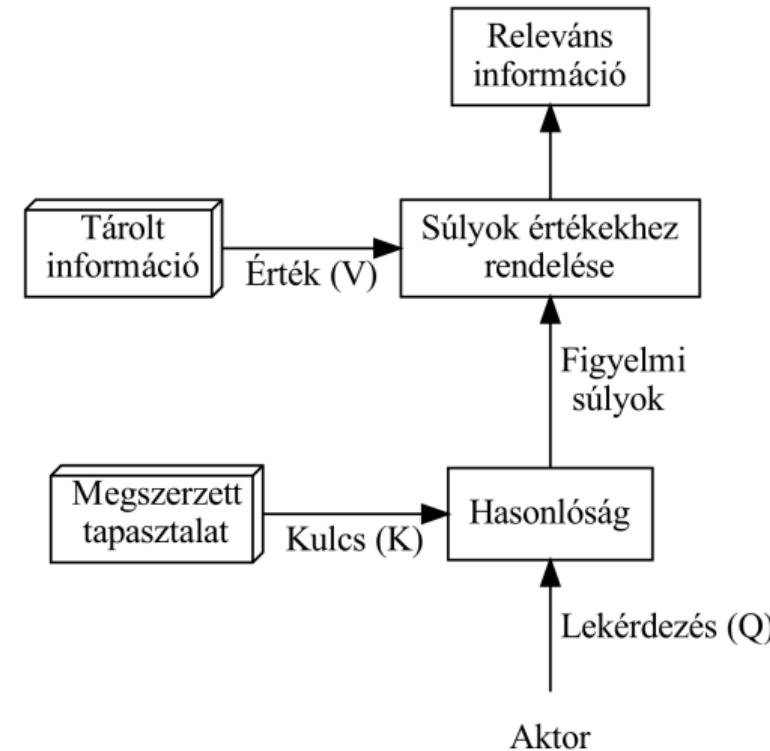


Jellemzőalapú figyelem

A kulcs-érték-lekérdezés struktúra a transzformáló architektúrák **összetett információlekérdezési rendszerének alapjait** képezi.

Az eljárás mögötti intuíció:

- ① A modell lekérdezést (**Q**) intéz a tárolóhoz.
- ② A keresőmotor a lekérdezést **kulcsokhoz (K)** rendeli, amik megfelelően leírják azt.
- ③ Az algoritmus megkeresi a kulcsokra legjobban illeszkedő értékeket (**V**).



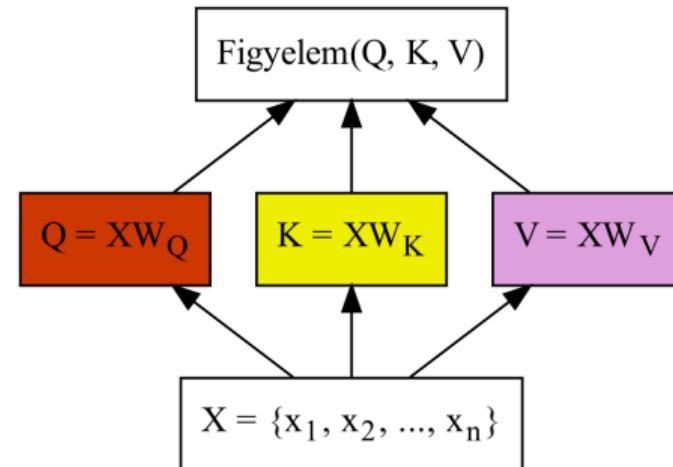
Kulcs-érték-lekérdezés eljárása

A gyakorlatban a transzformáló 3 különböző reprezentációt használ a lekérdezéseknek, kulcsoknak és értékeknek. A reprezentáció az X beágyazómátrix és W_q, W_k, W_v súlymátrixok szorzataként számolódik ki. Az eredő dimenziószám kevesebb lesz az eredetinél.

Ezáltal előáll a transzformáló architektúra **önfigyelem** rétege:

$$\text{Figyelem}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{Q \cdot K^T}{\sqrt{d_k}} \right) V$$

Ahol d_k a kulcsvektor dimenziószáma.



Önfigyelem

A figyelem nem csak két szekvencia között definiálható, hanem abban az esetben is, **ha az input és output szekvencia megegyezik.**

Ez teszi lehetővé a modellnek, hogy a szekvencián belüli elemekhez **fontossági súlyokat rendeljen.** Így sajátítja el a modell a különböző elemek **struktúráját és a közöttük lévő kapcsolatokat.**

A figyelmi reprezentáció minden szóra kiszámolódik:

$$A(Q, K, V) = A_1, A_2, \dots, A_n$$

Szia,	0.62	0.25	0.12	0
hogy	0.1	0.7	0.2	0
vagy	0	0.3	0.6	0.1
ma?	0	0	0	1

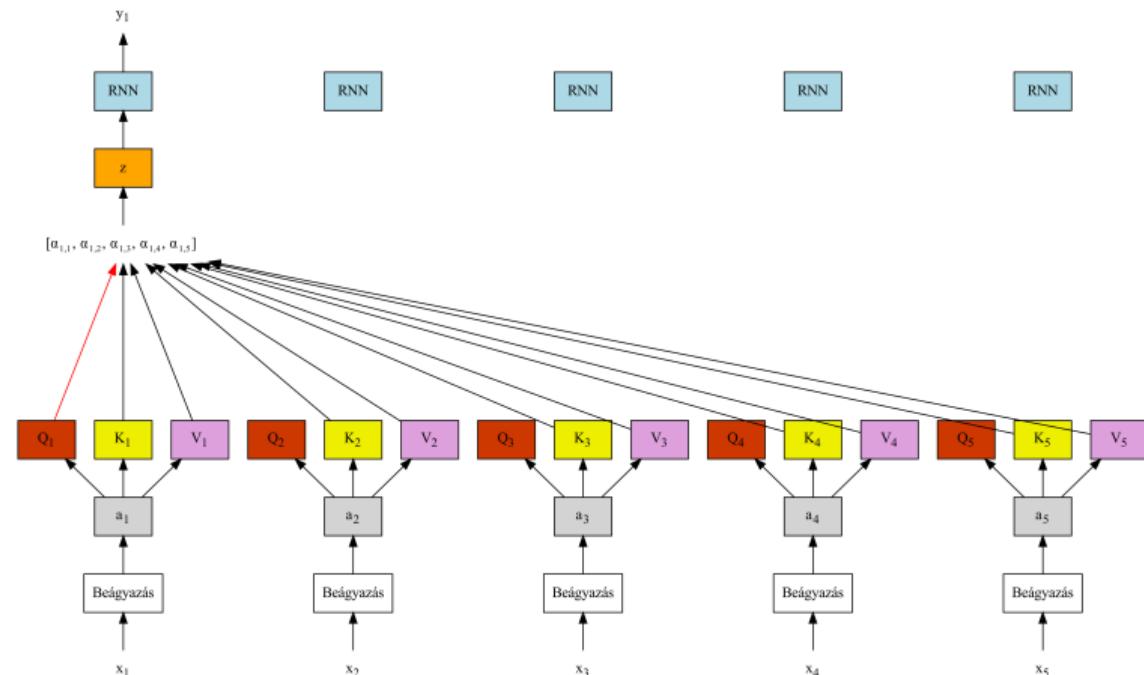
Szia, hogy vagy ma?

Modellezés folyamata önfigyelemmel

$$e_{ij} = \frac{Q_i \cdot K_j}{\sqrt{d_k}}$$

$$a_{ij} = softmax(e_{ij})$$

$$\alpha_{ij} = \sum_j (a_{ij} \cdot V_i)$$

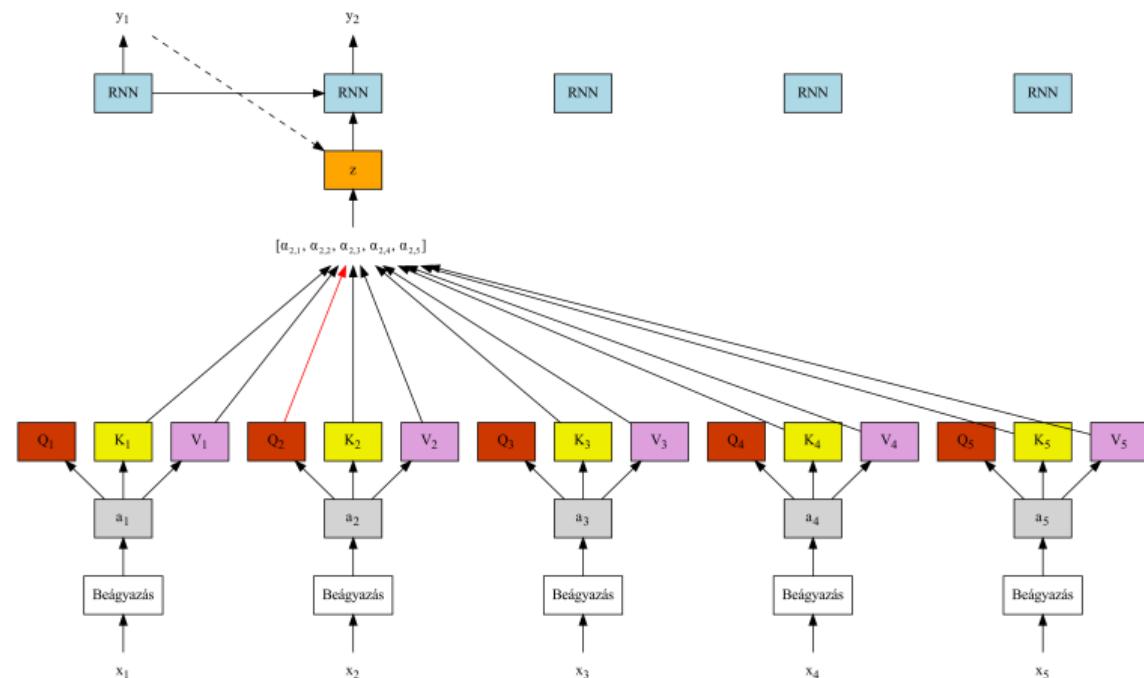


Modellezés folyamata önfigyelemmel

$$e_{ij} = \frac{Q_i \cdot K_j}{\sqrt{d_k}}$$

$$a_{ij} = softmax(e_{ij})$$

$$\alpha_{ij} = \sum_j (a_{ij} \cdot V_i)$$

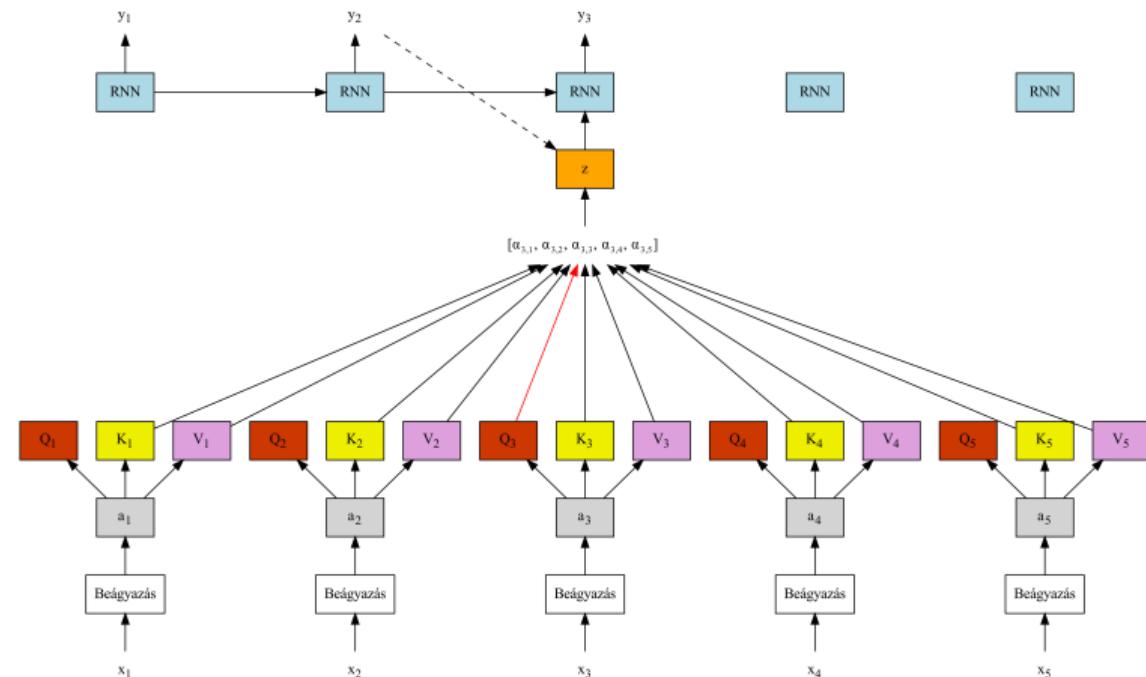


Modellezés folyamata önfigyelemmel

$$e_{ij} = \frac{Q_i \cdot K_j}{\sqrt{d_k}}$$

$$a_{ij} = softmax(e_{ij})$$

$$\alpha_{ij} = \sum_j (a_{ij} \cdot V_i)$$

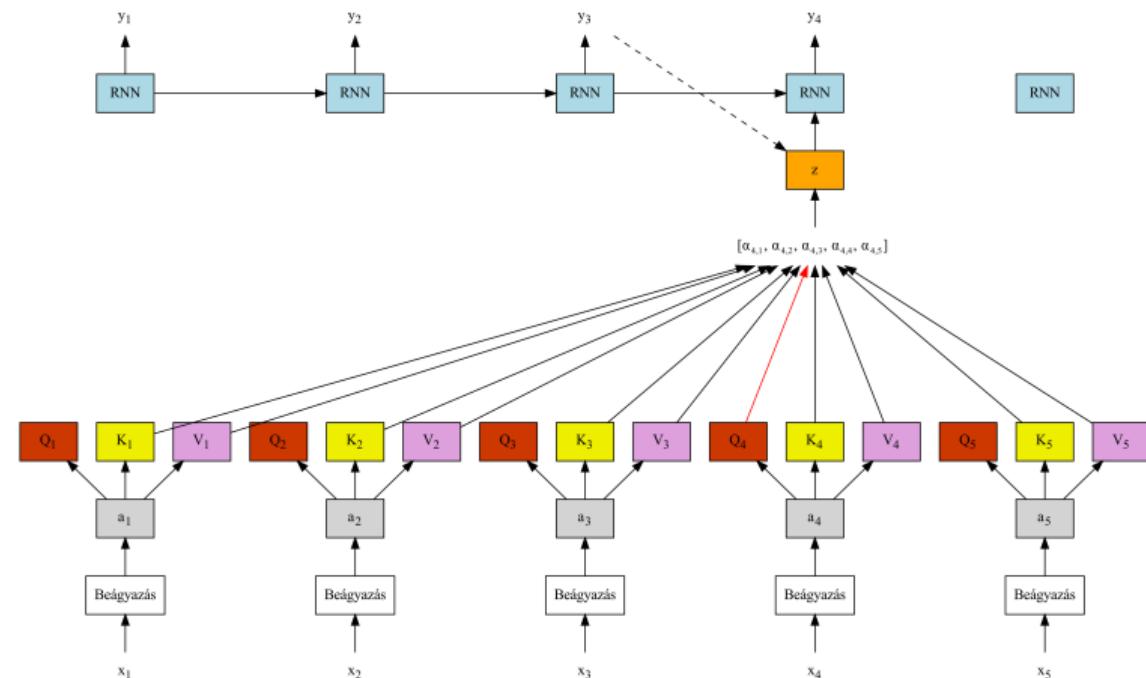


Modellezés folyamata önfigyelemmel

$$e_{ij} = \frac{Q_i \cdot K_j}{\sqrt{d_k}}$$

$$a_{ij} = softmax(e_{ij})$$

$$\alpha_{ij} = \sum_j (a_{ij} \cdot V_i)$$

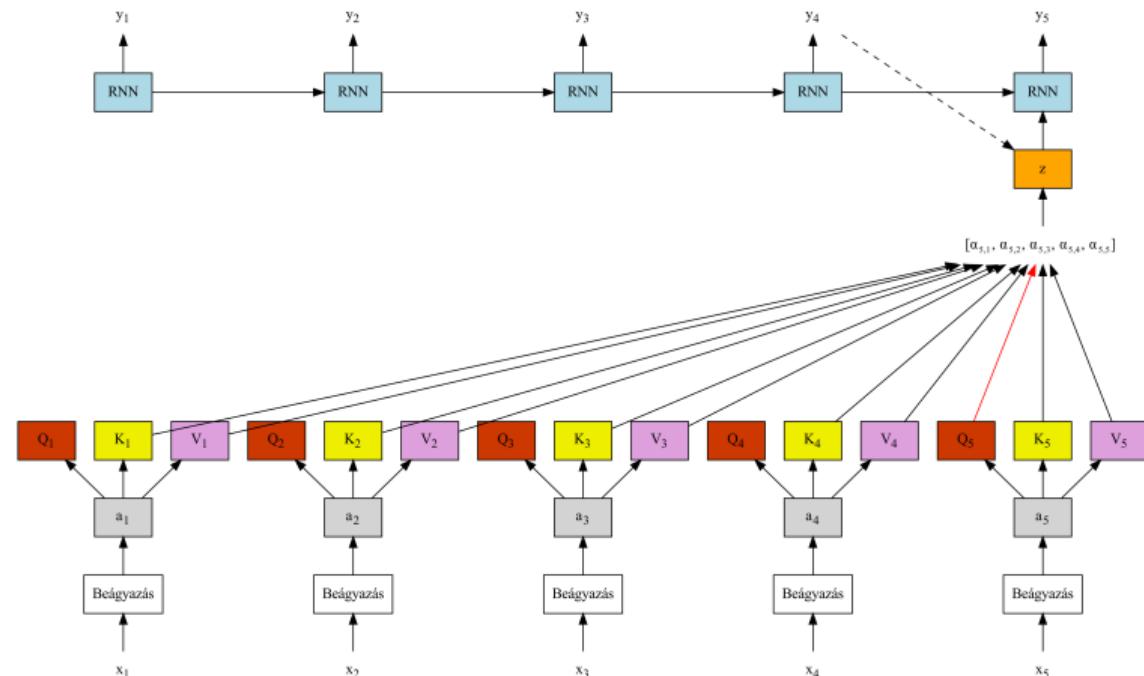


Modellezés folyamata önfigyelemmel

$$e_{ij} = \frac{Q_i \cdot K_j}{\sqrt{d_k}}$$

$$a_{ij} = softmax(e_{ij})$$

$$\alpha_{ij} = \sum_j (a_{ij} \cdot V_i)$$



Többfejű önfigyelem

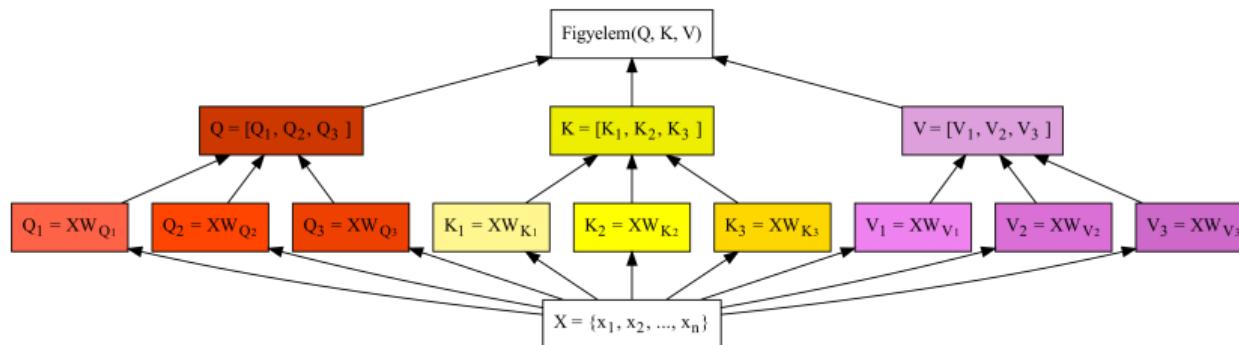
Az önfigyelmi mechanizmust lehetséges megvalósítani több neurális fejjel is. Ezáltal lesz képes a modell **egyszerre különböző részeire fókuszálni az input szekvenciának**. minden figyelmi fej különböző mintázatokat és struktúrát képes elsajátítani az adatokból.

Ebben az esetben a Q, K, V értékek a fejek outputjainak konkatenálásával jönnek létre:

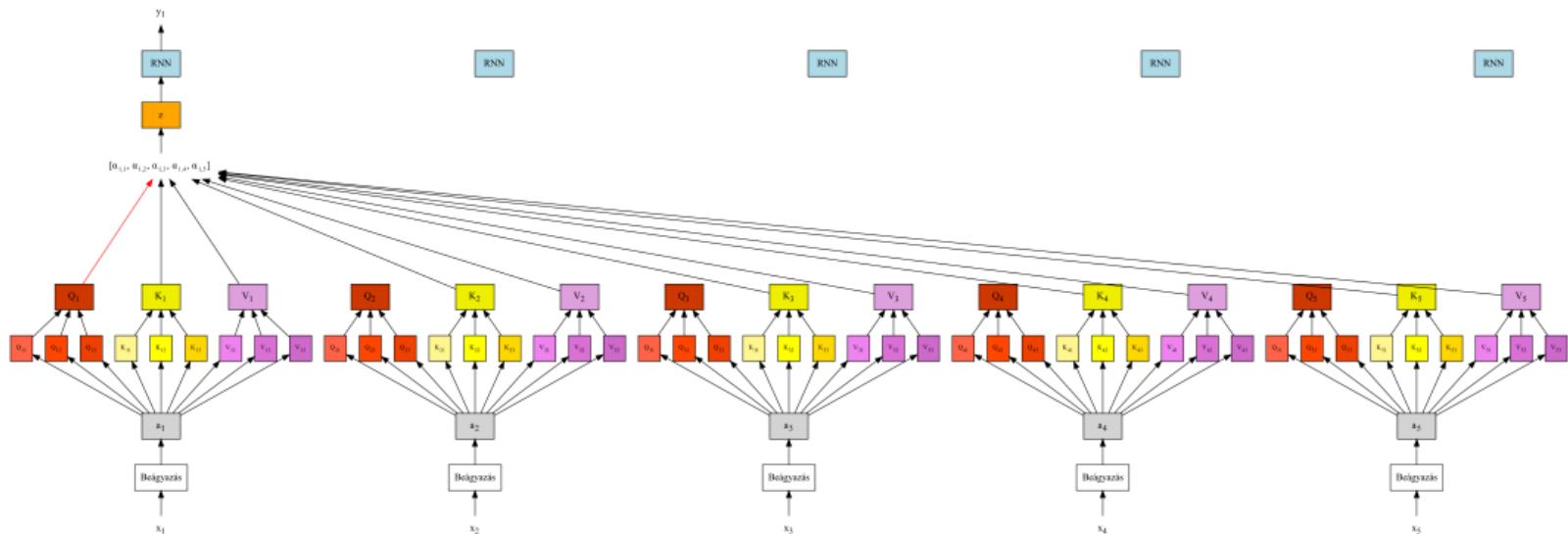
$$Q = [Q_1, Q_2, \dots, Q_n]$$

$$K = [K_1, K_2, \dots, K_n]$$

$$V = [V_1, V_2, \dots, V_n]$$

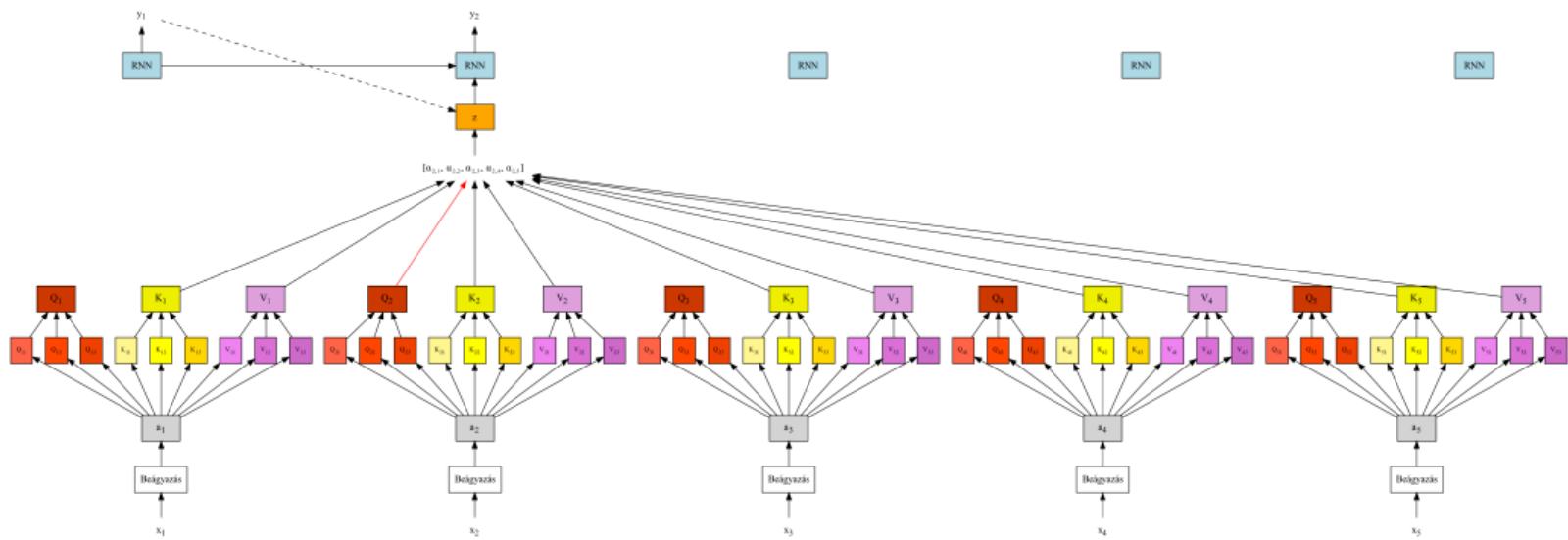


Modellezés 3 fejjel



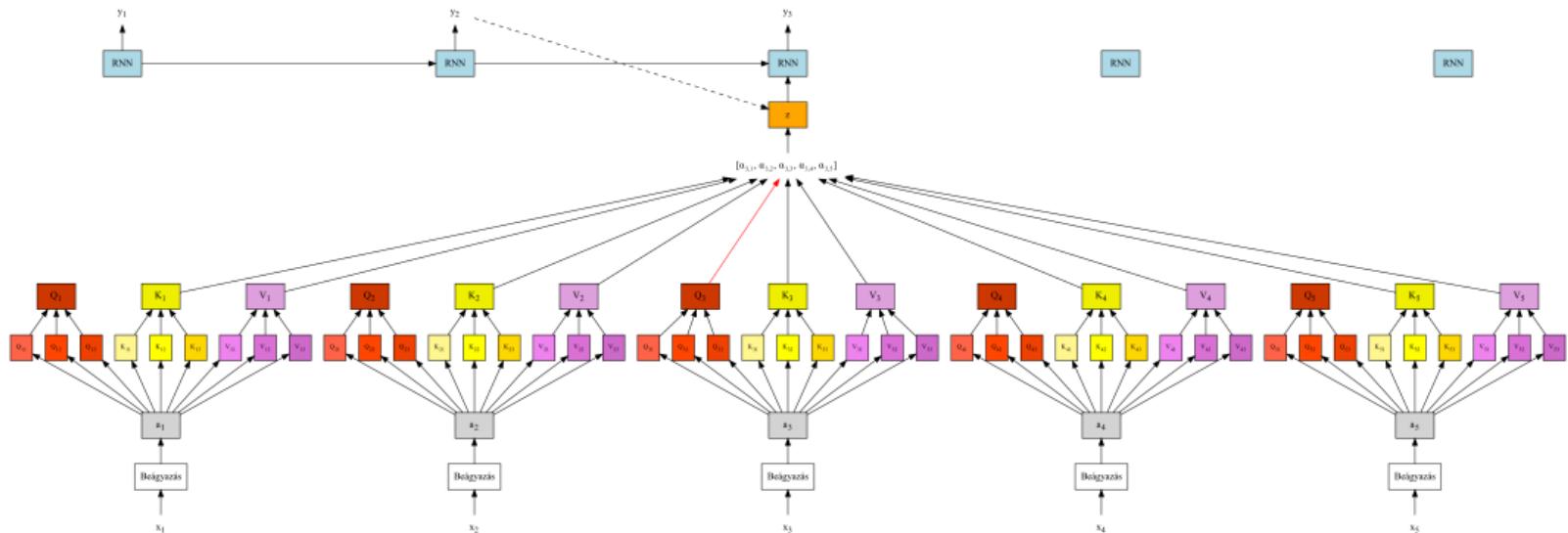
Ahol a lekérdezés-kulcs-érték mátrixok a fejek outputjának konkatenáltjai:
 $Q_i = [Q_{i1}, Q_{i2}, Q_{i3}]$, $K_i = [K_{i1}, K_{i2}, K_{i3}]$, $V_i = [V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}]$ és a fejeknek saját tanítható súlyai vannak: $Q_{ij} = X_i \cdot W_{Q_{ij}}$, $K_{ij} = X_i \cdot W_{K_{ij}}$, $V_{ij} = X_i \cdot W_{V_{ij}}$.

Modellezés 3 fejjel



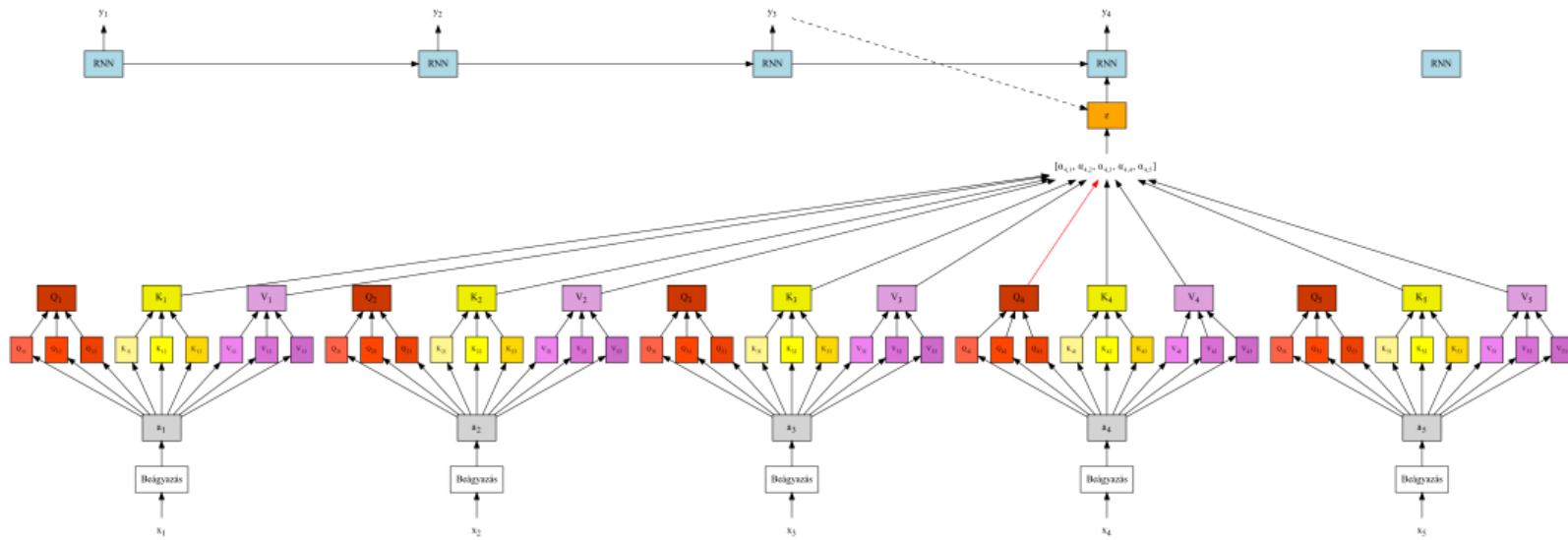
Ahol a lekérdezés-kulcs-érték mátrixok a fejek outputjának konkatenáltjai:
 $Q_i = [Q_{i1}, Q_{i2}, Q_{i3}]$, $K_i = [K_{i1}, K_{i2}, K_{i3}]$, $V_i = [V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}]$ és a fejeknek saját tanítható súlyai vannak: $Q_{ij} = X_i \cdot W_{Q_{ij}}$, $K_{ij} = X_i \cdot W_{K_{ij}}$, $V_{ij} = X_i \cdot W_{V_{ij}}$.

Modellezés 3 fejjel



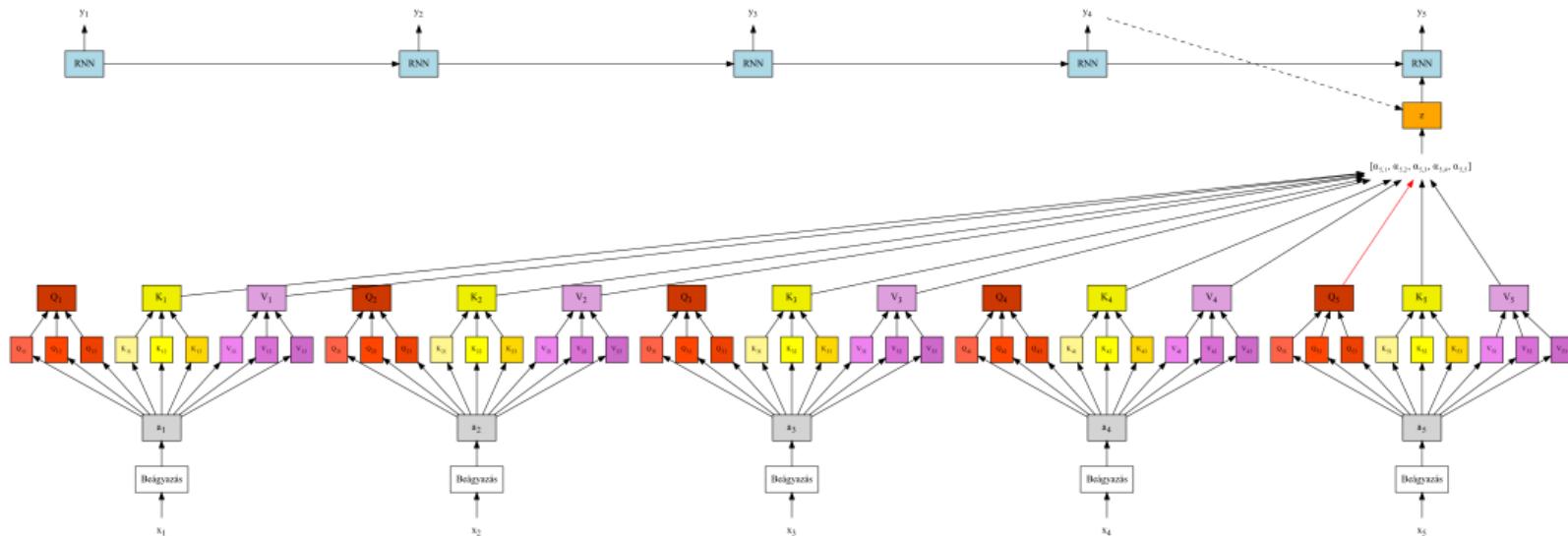
Ahol a lekérdezés-kulcs-érték mátrixok a fejek outputjának konkatenáltjai:
 $Q_i = [Q_{i1}, Q_{i2}, Q_{i3}]$, $K_i = [K_{i1}, K_{i2}, K_{i3}]$, $V_i = [V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}]$ és a fejeknek saját tanítható súlyai vannak: $Q_{ij} = X_i \cdot W_{Q_{ij}}$, $K_{ij} = X_i \cdot W_{K_{ij}}$, $V_{ij} = X_i \cdot W_{V_{ij}}$.

Modellezés 3 fejjel



Ahol a lekérdezés-kulcs-érték mátrixok a fejek outputjának konkatenáltjai:
 $Q_i = [Q_{i1}, Q_{i2}, Q_{i3}], K_i = [K_{i1}, K_{i2}, K_{i3}], V_i = [V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}]$ és a fejeknek saját tanítható súlyai vannak: $Q_{ij} = X_i \cdot W_{Q_{ij}}, K_{ij} = X_i \cdot W_{K_{ij}}, V_{ij} = X_i \cdot W_{V_{ij}}$.

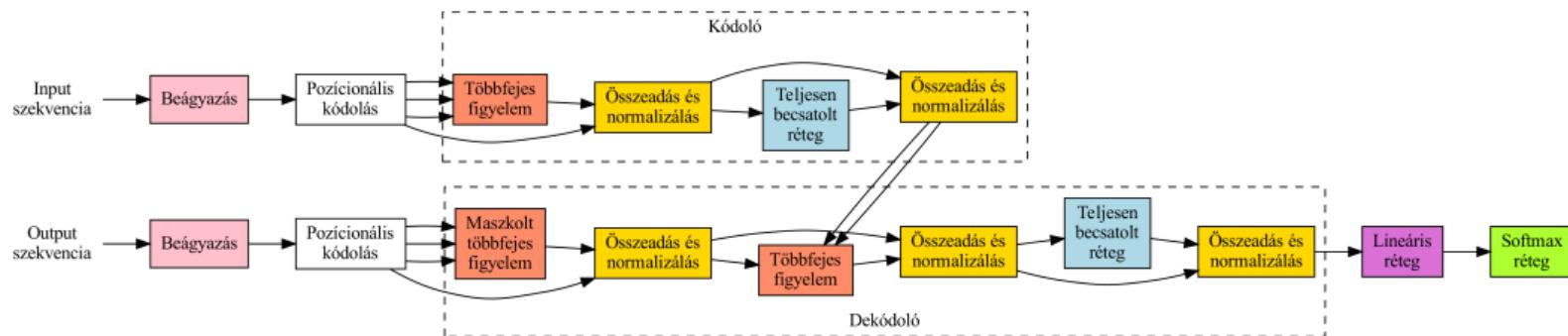
Modellezés 3 fejjel



Ahol a lekérdezés-kulcs-érték mátrixok a fejek outputjának konkatenáltjai:

$Q_i = [Q_{i1}, Q_{i2}, Q_{i3}], K_i = [K_{i1}, K_{i2}, K_{i3}], V_i = [V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}]$ és a fejeknek saját tanítható súlyai vannak: $Q_{ij} = X_i \cdot W_{Q_{ij}}, K_{ij} = X_i \cdot W_{K_{ij}}, V_{ij} = X_i \cdot W_{V_{ij}}$.

Teljes transzformáló architektúra



- Bemeneti kódolás
- Önfigyelem mechanizmus
- Teljesen becsatolt rétegek
- Reziduális- és réteg normalizálás
- Szekvencia-szekvencia dekóder
- Kimeneti réteg