# Hopfield Networks: Attention is all you need

Валитов Эльдар, БПМИ-172



## Классическая сеть Хопфилда

## Нейронная сеть Хопфилда(1982)

$$\mathbf{W} = \sum_{i}^{N} \mathbf{x}_{i} \mathbf{x}_{i}^{T} . \quad \mathbf{x}_{i} \in \{-1, 1\}^{d}$$

#### Синхронное правило обновления

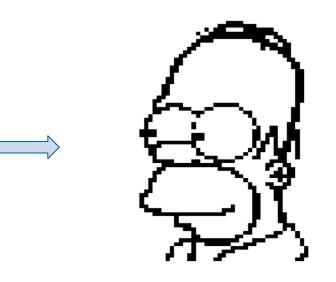
$$\boldsymbol{\xi}^{t+1} = \operatorname{sgn}(\boldsymbol{W}\boldsymbol{\xi}^t - \boldsymbol{b})$$

#### Асинхронное правило обновления

$$E = -\frac{1}{2} \boldsymbol{\xi}^T \boldsymbol{W} \boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\xi}^T \boldsymbol{b} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^d w_{ij} \xi_i \xi_j + \sum_{i=1}^d b_i \xi_i$$

#### Пример работы





$$W = x_{\text{Homer}} x_{\text{Homer}}^T$$
,  $x_{\text{Homer}} \in \{-1, 1\}^d$ 

## Пример работы







#### Проблемы

train input 1

train input 1

train input 2

train input 3

$$W = \sum_{i=1}^3 x_i x_i^T$$
 ,  $x_i \in \{-1,1\}^d$  .

masked test image

Oct 14, 2020

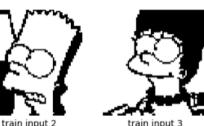
retrieved

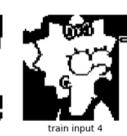
#### Память

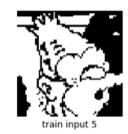
$$C\cong rac{d}{2\log(d)}$$
 , где d - размерность входа



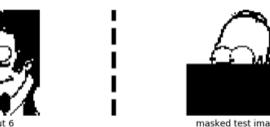


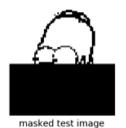














$$C \cong 0.14d = 0.14 \cdot 64 \cdot 64 \sim 570$$

#### Проблемы

- Относительно небольшая память для хранения паттернов
- **Б**инарность значений
- Для визуально близких изображений восстановление затруднительно

## Современная сеть Хопфилда

### Современная сеть Хопфилда

Krotov и Hopfield: 
$$E = -\sum_{i=1}^{N} F(x_i^T \xi)$$
  $F(z) = z^a$ 

Память: 
$$C\cong rac{1}{2(2a-3)!!}rac{d^{a-1}}{\log(d)}$$

Память нежесткая:  $C\cong lpha_a d^{a-1}$ 

#### Современная сеть Хопфилда

$$E = -\sum_{i=1}^{N} \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\xi}) \qquad F(z) = \exp(z)$$

$$E = -\exp(\operatorname{lse}(1, \boldsymbol{X}^T\boldsymbol{\xi}))$$

$$lse(\beta, z) = \beta^{-1} log \left( \sum_{l=1}^{N} exp(\beta z_l) \right)$$

Новая память:

$$C\cong 2^{\frac{d}{2}}$$

#### Новое правило обновления

$$\boldsymbol{\xi}^{\text{new}}[l] = \text{sgn}\left[-E(\boldsymbol{\xi}^{(l+)}) + E(\boldsymbol{\xi}^{(l-)})\right]$$
$$\boldsymbol{\xi}^{\text{new}}[l] = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^{N} \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\xi}^{(l+)}) - \sum_{i=1}^{N} \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\xi}^{(l-)})\right]$$

$$\boldsymbol{\xi}^{(l+)}[l] = 1$$
 and  $\boldsymbol{\xi}^{(l-)}[l] = -1$  and  $\boldsymbol{\xi}^{(l+)}[k] = \boldsymbol{\xi}^{(l-)}[k] = \boldsymbol{\xi}[k]$  for  $k \neq l$ .

Согласно статье Demircigil, с высокой вероятностью сходится за один асинхронный шаг

## Пример работы









































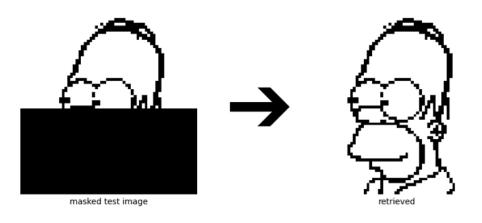












# Новая функция энергии. Связь с Attention.

#### Новая функция энергии

$$E = -lse(\beta, X^{T}\xi) + \frac{1}{2}\xi^{T}\xi + \beta^{-1}\log N + \frac{1}{2}M^{2}$$

Позволяет хранить непрерывные паттерны

#### CCCP(Concave-Convex-Procedure)

- the total energy  $E(\xi)$  is split into a convex and a concave term:  $E(\xi) = E_1(\xi) + E_2(\xi)$
- the term  $\frac{1}{2}\xi^T\xi + C = E_1(\xi)$  is convex (C is a constant independent of  $\xi$ )
- the term  $-lse(\beta, X^T\xi) = E_2(\xi)$  is concave (lse is convex since its Hessian is positive semi-definite, which is shown in the appendix of the paper)
- The CCCP applied to E is:

$$\nabla_{\boldsymbol{\xi}} \mathbf{E}_{1}(\boldsymbol{\xi}^{t+1}) = -\nabla_{\boldsymbol{\xi}} \mathbf{E}_{2}(\boldsymbol{\xi}^{t})$$

$$\nabla_{\boldsymbol{\xi}} \left( \frac{1}{2} \boldsymbol{\xi}^{T} \boldsymbol{\xi} + C \right) (\boldsymbol{\xi}^{t+1}) = \nabla_{\boldsymbol{\xi}} \mathrm{lse} \left( \beta, \boldsymbol{X}^{T} \boldsymbol{\xi}^{t} \right)$$

$$\boldsymbol{\xi}^{t+1} = \boldsymbol{X} \mathrm{softmax} \left( \beta \boldsymbol{X}^{T} \boldsymbol{\xi}^{t} \right),$$

где 
$$\nabla_{\boldsymbol{\xi}} \operatorname{lse}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{\xi}) = \boldsymbol{X} \operatorname{softmax}(\boldsymbol{\beta} \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{\xi})$$

### CCCP(Concave-Convex-Procedure)

Правило обновления теперь выглядит так:

$$\boldsymbol{\xi}^{\text{new}} = \boldsymbol{X} \operatorname{softmax} \left( \beta \boldsymbol{X}^T \boldsymbol{\xi} \right)$$

Основные свойства нашей новой функции энергии:

- Глобальная сходимость к локальному минимуму
- Экспоненциальная память
- Сходимость после одного шага обновления
- Применение СССР гарантирует монотонное уменьшение функции энергии

#### Пример работы



























train input 8

train input 9

train input 10

train input 11

train input 12























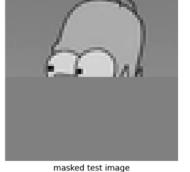
train input 16



train input 17



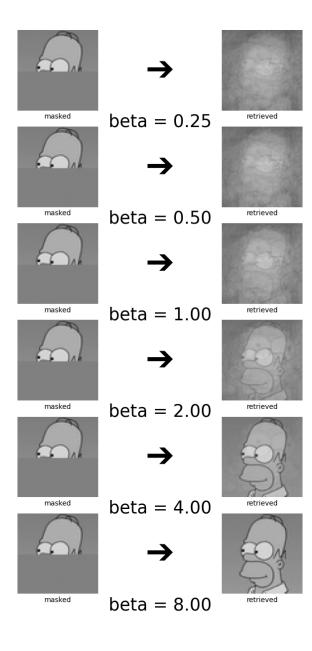




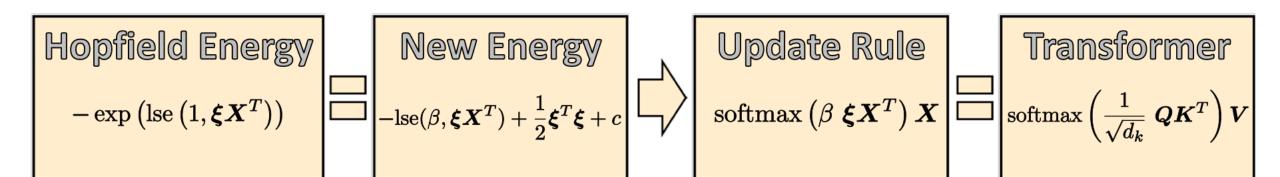




## Пример работы



#### Связь с Attention

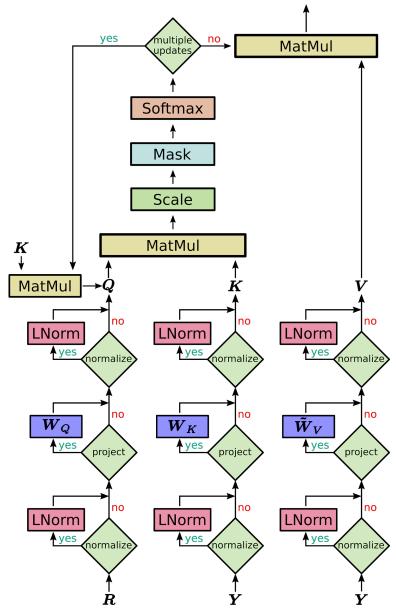


# Практическое применение.

### Описание слоя PyTorch

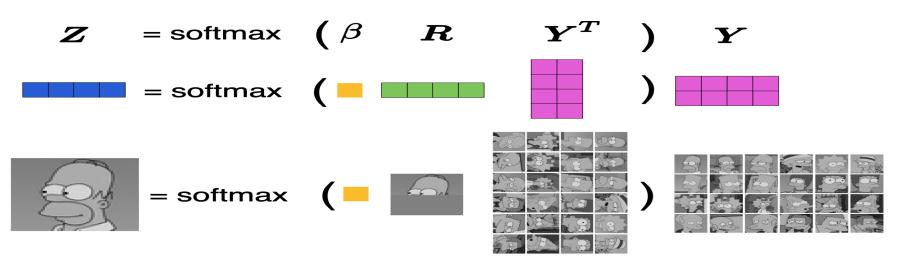
$$\mathbf{Z} = \operatorname{softmax} \left( \beta \cdot \mathbf{R} \mathbf{W}_{Q} \mathbf{W}_{K}^{T} \mathbf{Y}^{T} \right) \mathbf{Y} \mathbf{W}_{K} \mathbf{W}_{V}$$

- Association of two sets
- Variable  $\beta$  that determines the kind of fixed points
- Multiple updates for precise fixed points
- **Dimension of the associative space** for controlling the storage capacity
- **Static patterns** for fixed pattern search
- Pattern normalization to control the fixed point dynamics by norm and shift of the patterns



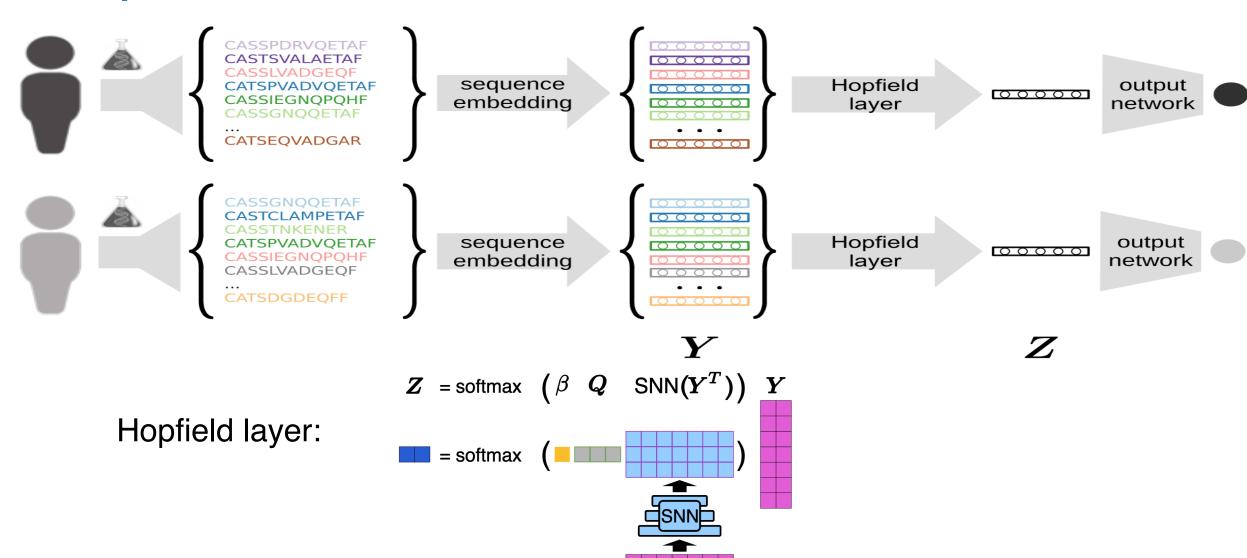
#### Описание слоя PyTorch

#### Практический пример:

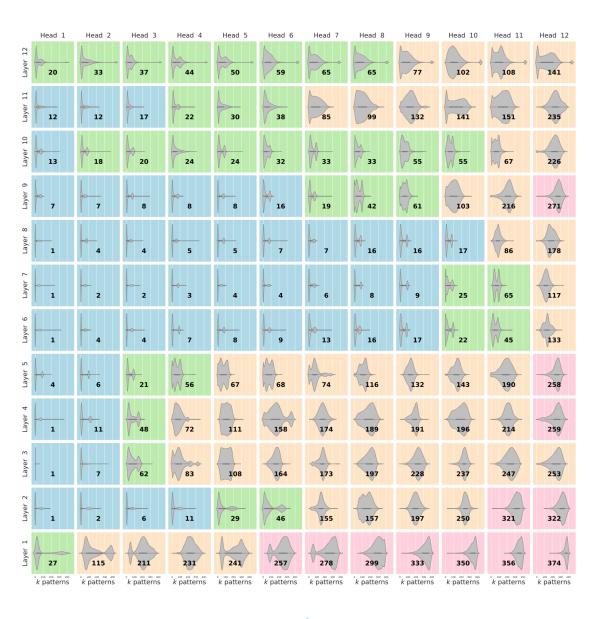


#### Описание слоя PyTorch (Pooling)

#### DeepRC



#### **BERT**



#### Вопросы

- Какие проблемы существуют у классической сети Хопфилда и как их решает современная версия?
- Какая аналогия между новой функцией энергии и механизмом attention?
- Что из себя представляет классическая сеть Хопфилда, какую задачу она решает и каким образом?

#### Источники

- https://ml-jku.github.io/hopfield-layers/#mjx-eqnequpdate sepp4 - блог о статье
- https://arxiv.org/pdf/2008.02217.pdf статья
- https://www.youtube.com/watch?v=nv6oFDp6rNQ видео разбор статьи