1С·БИТРИКС

Прикладное машинное обучение в электронной коммерции: сценарии и архитектуры пилотов и боевых проектов

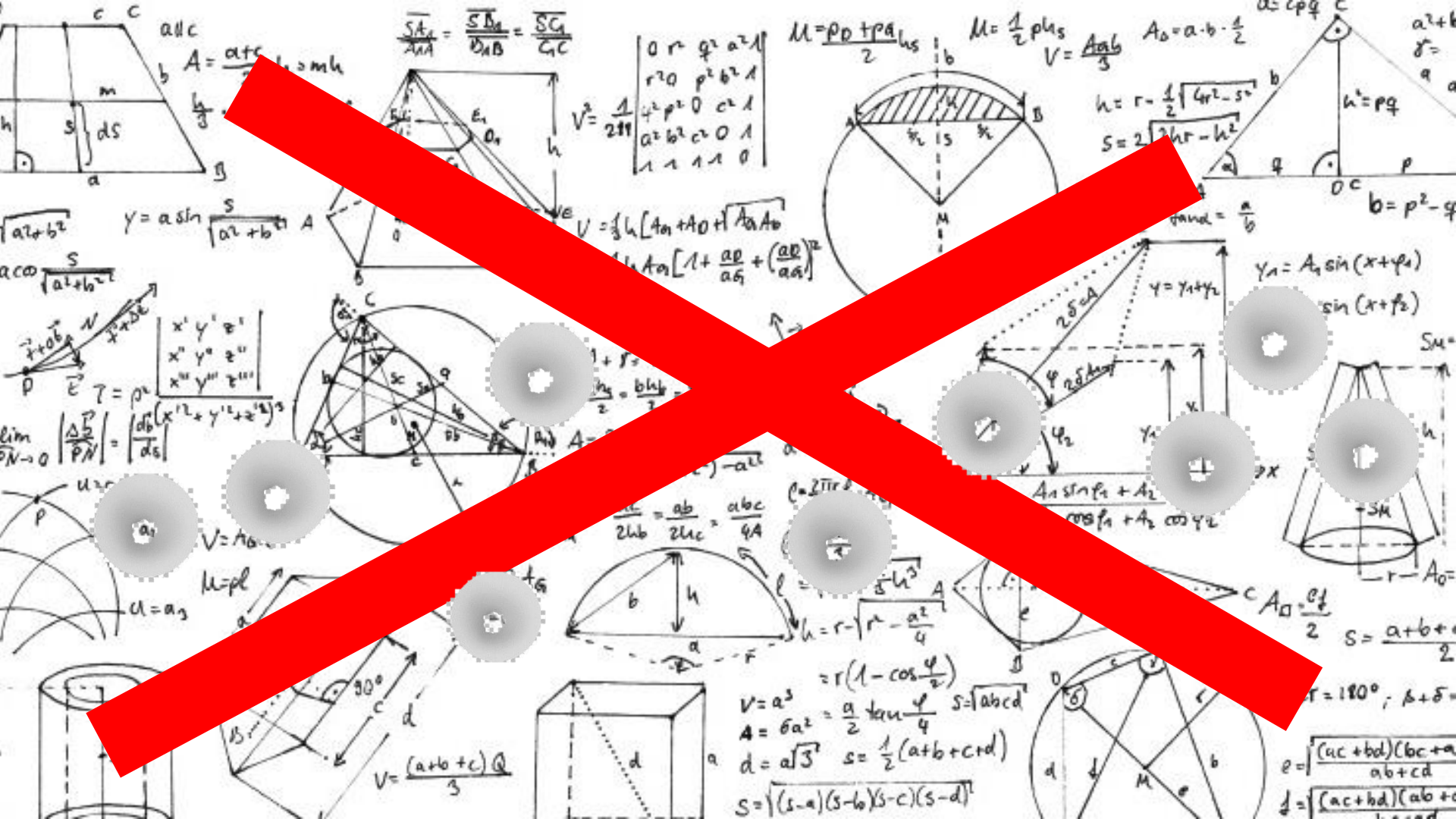
Александр Сербул
Руководитель направления

Карл, я открыл страшную тайну нейронных сетей
Это очень интересно, пап!
BLOCK

Большая часть населения земли знают математику на уровне рабов в Египте. А для понимания нейросетей полезно помнить «вышку».

О чем хочется поговорить

- Ввести в исторический контекст проблемы. Разобраться в причинах.
- Кратко вспомнить нужную теорию
- Перечислить актуальные, интересные бизнес-задачи в электронной коммерции и не только
- Рассмотреть популярные архитектуры нейронок и не только для решения бизнес-задач



«Золотая» лихорадка

- Была бигдата
- Теперь нейронки
- Завтра будет вторжение инопланетян ☺
- Что происходит, успеть или забИть?

Только правда, только хардкор

- Клянусь говорить только правду
- Верьте!
- Проверить оооочень трудно…

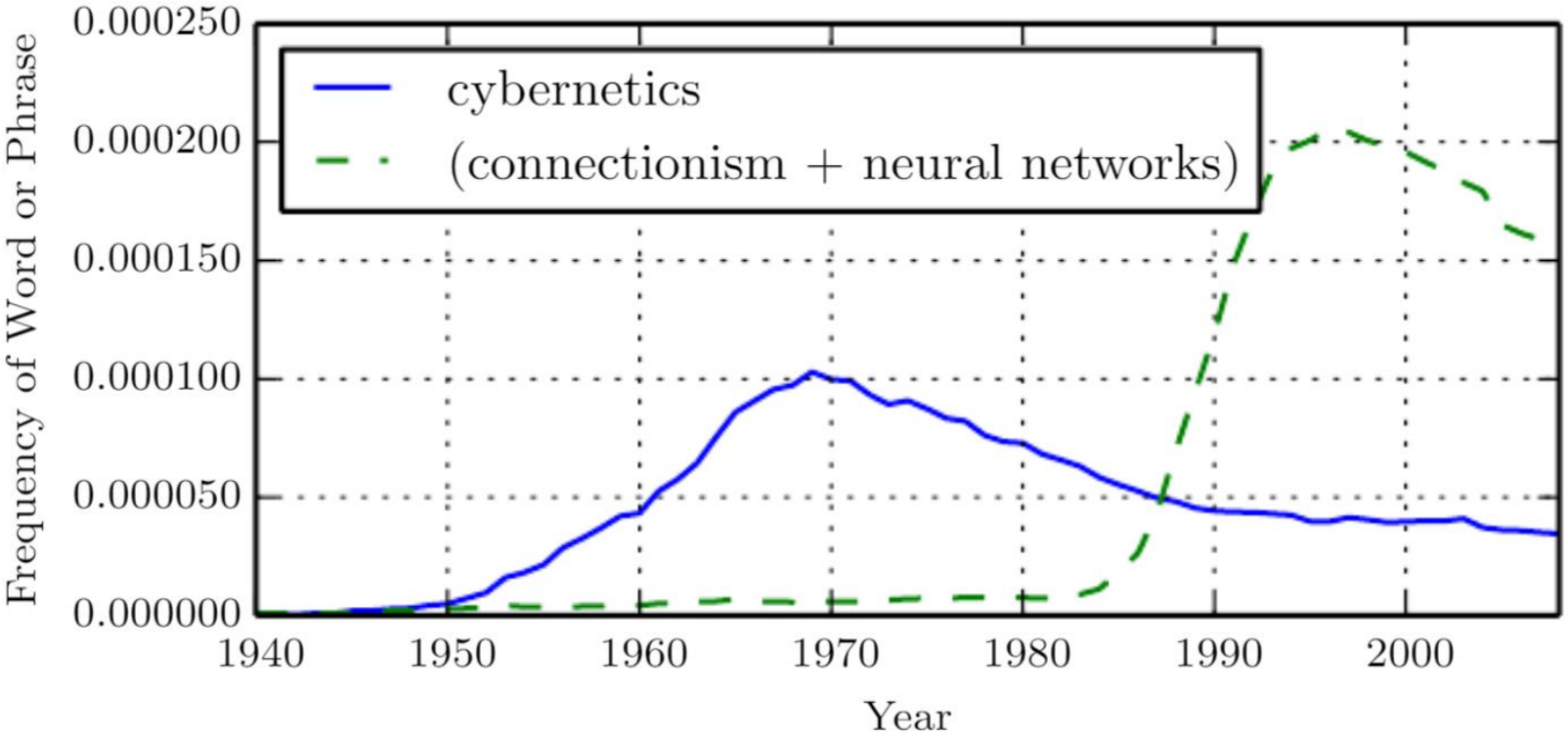
Что такое бигдата на самом деле?

- Данные хранят ценную информацию. На данных можно обучать алгоритмы.
- Как собрать данные правильно? MySQL или Hadoop?
- Сколько нужно данных? Алгоритмы и объем данных
- Инженерная культура в компании
- Что нужно знать, чтобы извлечь пользу из данных (аналитика, матстатистика, машинное обучение)

Наука и программирование

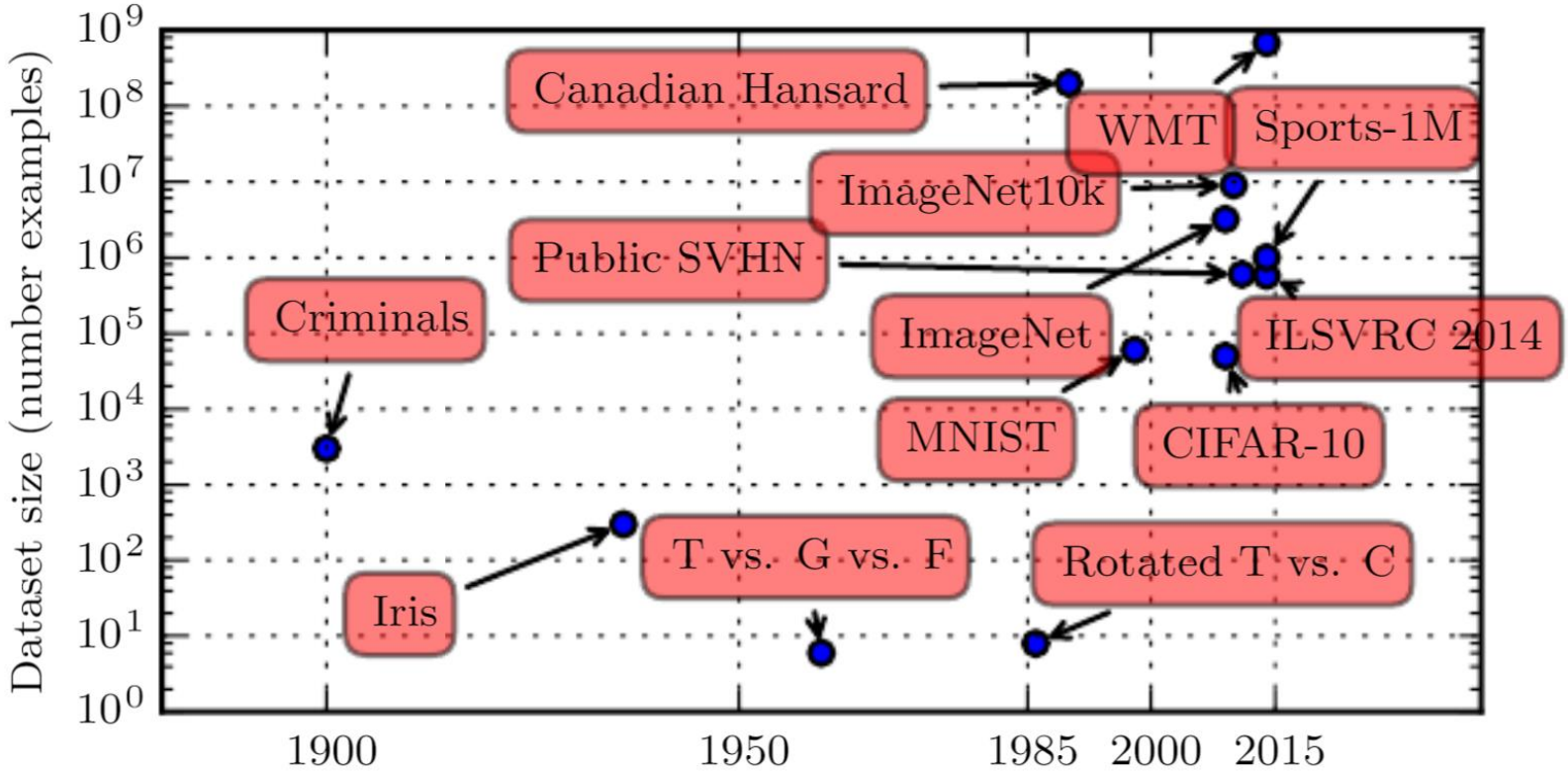
- Программирование и теория, computer science
- Нужно ли писать тесты к коду?
- На каком языке/фреймворке делать сайт?
- Парадокс верстальщиков, python и javascript
- Парадокс php и mysql
- Почему до сих пор жив unix и во веки веков, аминь
- Как правильно относиться к новым алгоритмам и применять их в боевых проектах?

Третья волна…



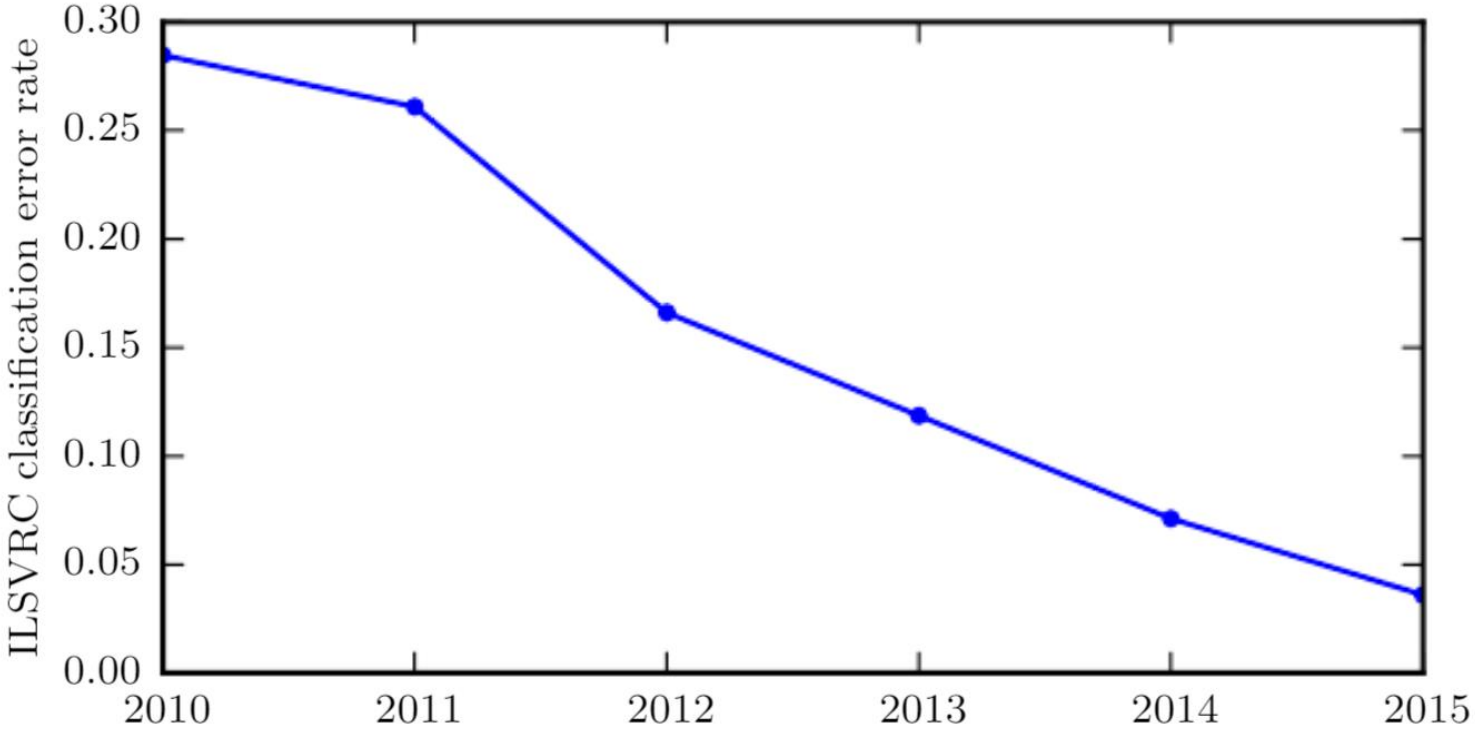
www.deeplearningbook.org

Датасеты становятся больше…



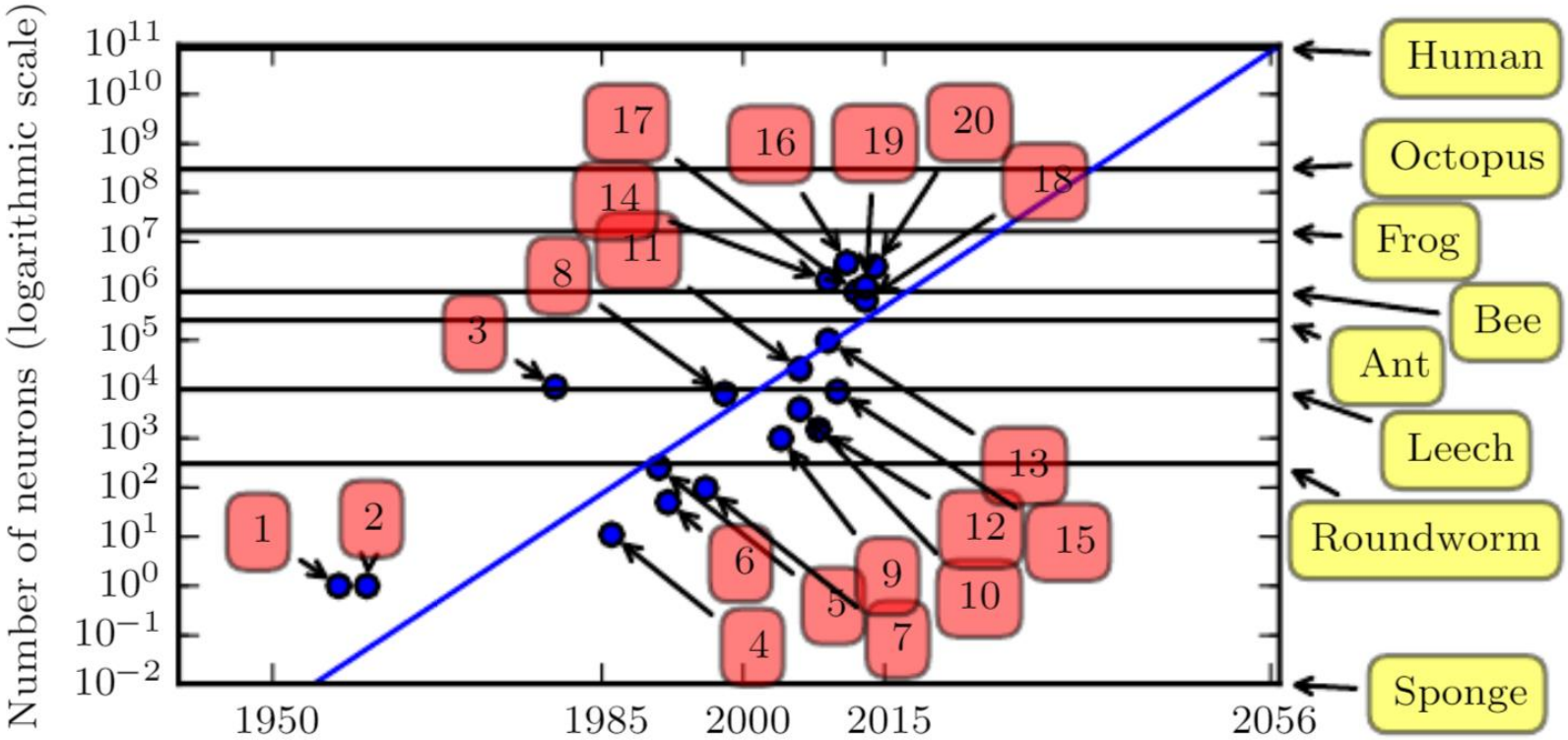
www.deeplearningbook.org

Нейронки гораздо точнее…



www.deeplearningbook.org

Нейронки становятся больше…



www.deeplearningbook.org

Бигдата и нейронки – созданы друг для друга

- Машины опорных векторов
- Факторизация слоев
- Нелинейность

В чем же принципиальная разница нейронок и традиционных алгоритмов?

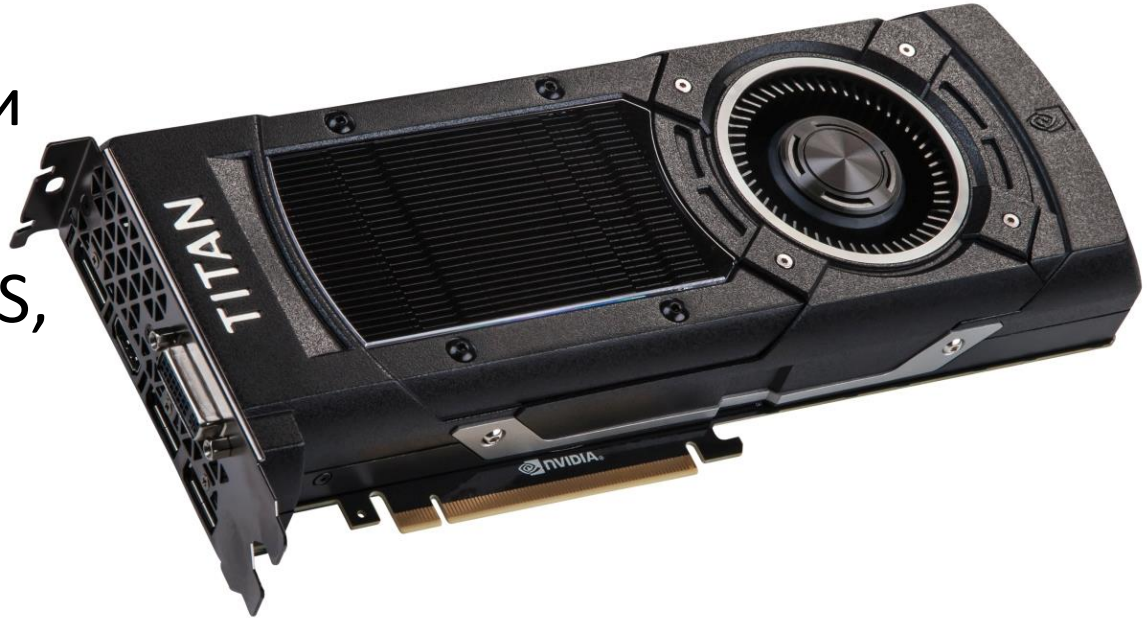
- Иерархия концепций/слоев в нейронке
- Прорывные результаты в последние годы
- Способность «впитать» в себя информацию из большого объема данных, нелинейность и факторизация
- Сложные связи между атрибутами данных
- Плоские модели

А если данных все таки собрано мало?

- Сколько нужно данных?
- У большинства компаний – «маленькая» бигдата
- Простые классические алгоритимы: naïve bayes, logistic regression, support vector machine (SVM), decision tree, gbt/random forest (https://tech.yandex.ru/catboost/)

Подтянулись GPU и железо

- Универсальные GPU
- CUDA
- Работа с тензорами
- Диски, кластера: Spark, Hadoop/HDFS, Amazon s3
- Языки: Scala



Парад бесплатных фреймворков

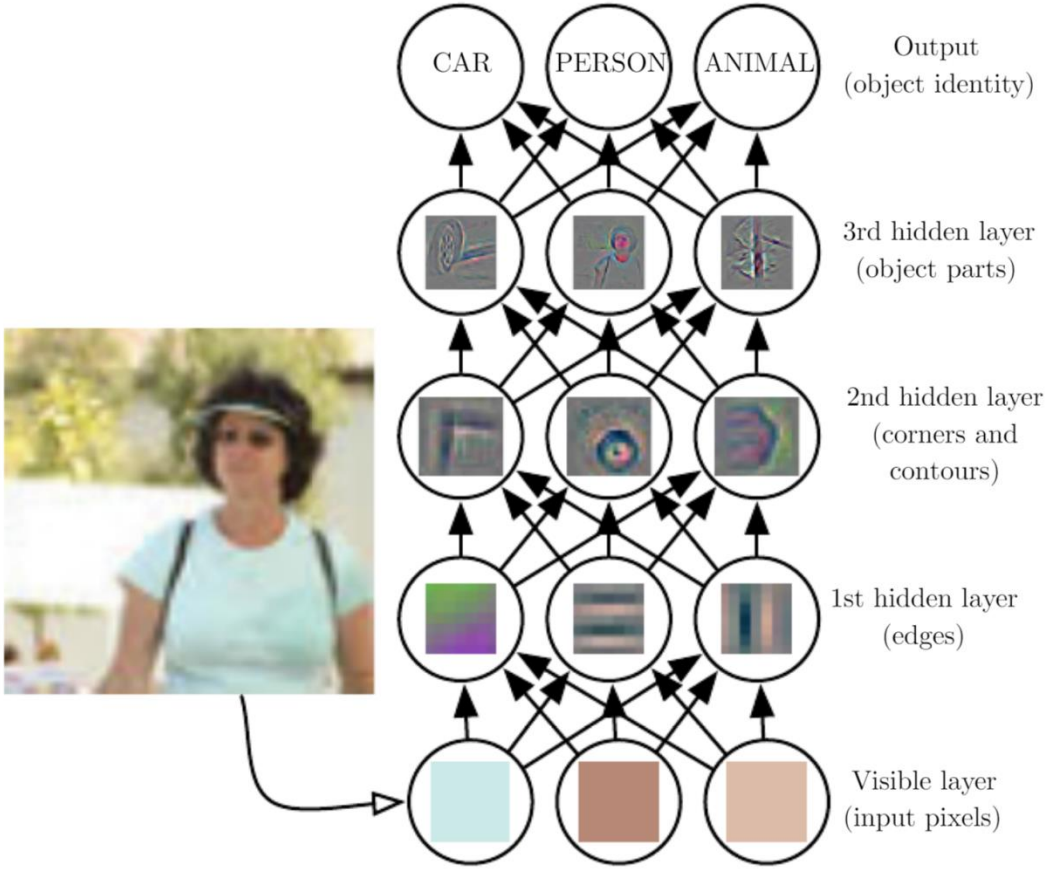
- TensorFlow (Google)
- Torch
- Theano
- Keras
- Deeplearning4j
- CNTK (Microsoft)
- DSSTNE (Amazon)
- Caffe

Вендоры скупают ученых

- Facebook (Yann LeCun)
- Baidu (Andrew Ng, уже правда уходит, достали тупить ☺)
- Google (Ian Goodfellow)
- SalesForce (Richard Socher)
- openai.com …

Как работает нейронка?

- Все просто – почти как наш мозг ☺
- Вспомните школьные годы – и все станет понятно

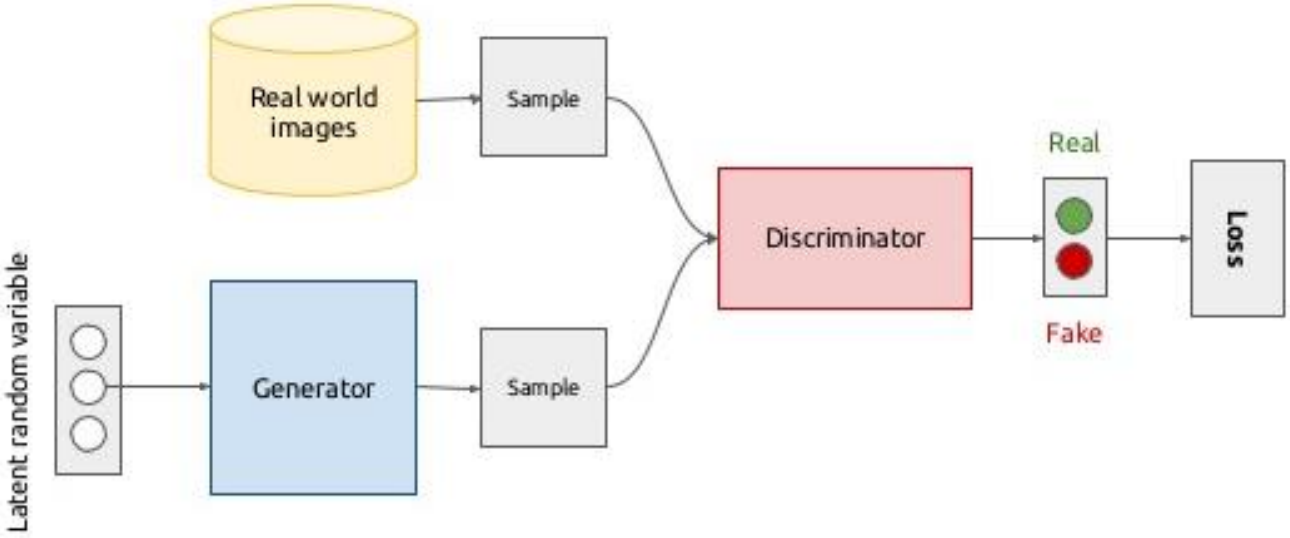


www.deeplearningbook.org

Потрясающие возможности нейросетей

GAN (generative adversarial networks)

- Две сети «мочат» друг друга ☺
- InfoGAN, CGAN



Восстановление деталей изображения

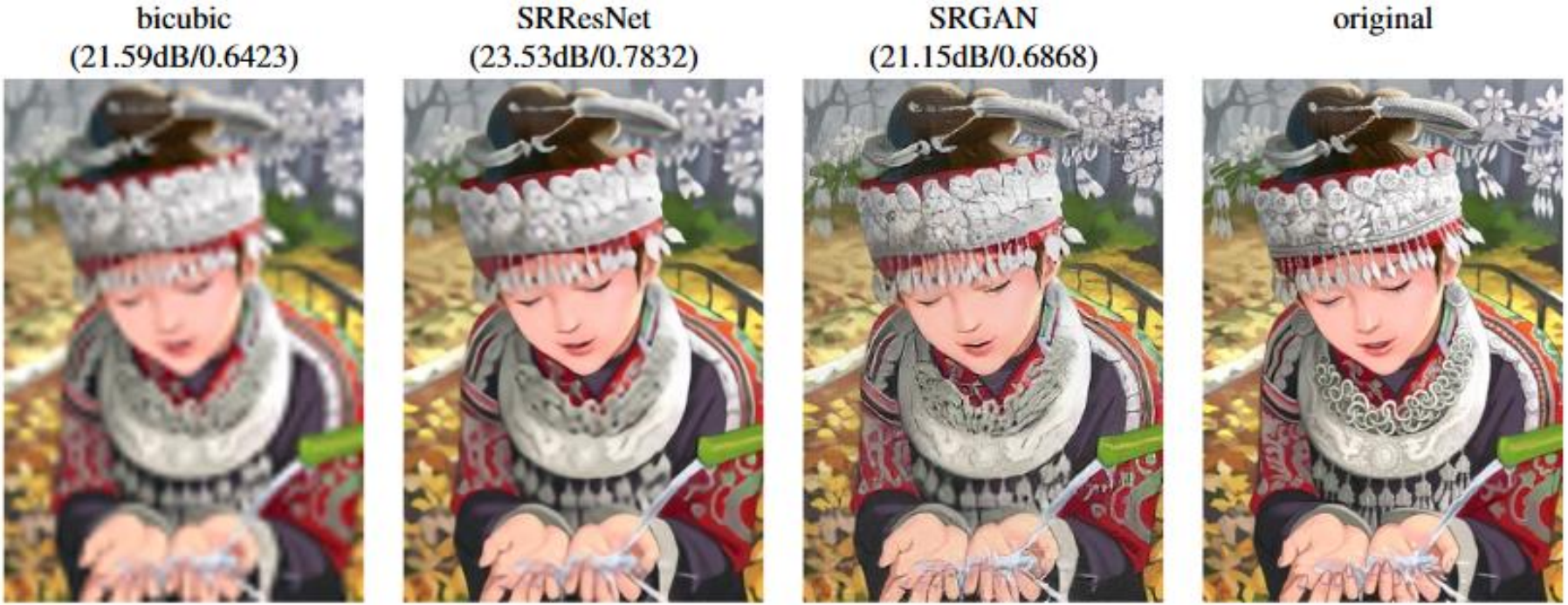


Figure 2: From left to right: bicubic interpolation, deep residual network optimized for MSE, deep residual generative adversarial network optimized for a loss more sensitive to human perception, original HR image. Corresponding PSNR and SSIM are shown in brackets. [4× upscaling]

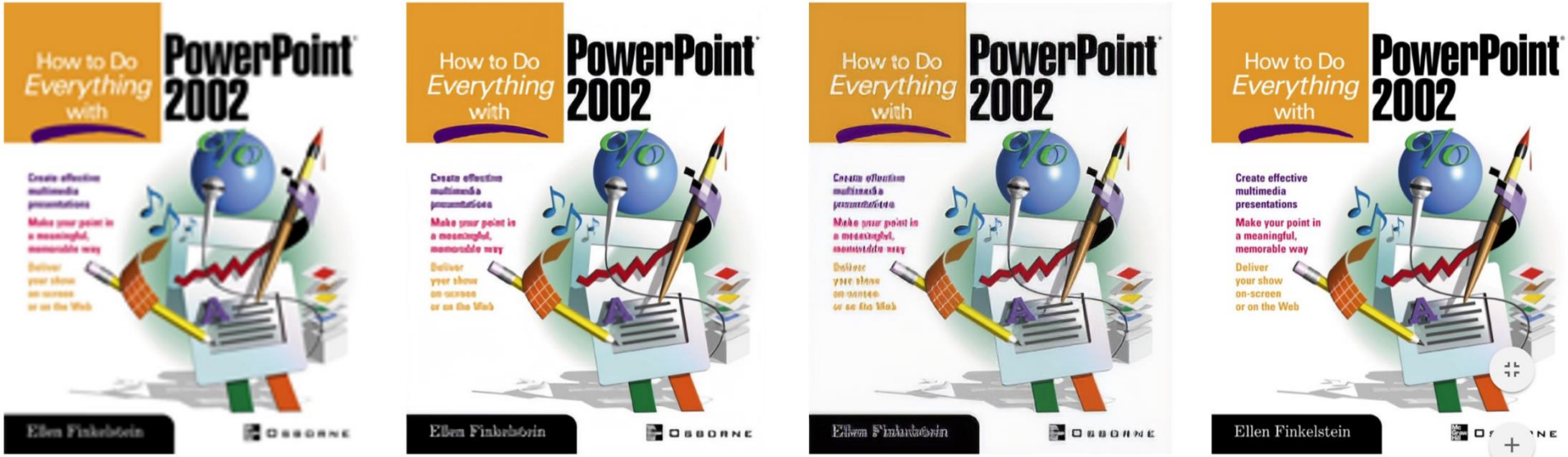
https://arxiv.org/abs/1609.04802

Восстановление деталей изображения

Figure 11: Results for **Set5** using bicubic interpolation, SRResNet and SRGAN. [4× upscaling]

https://arxiv.org/abs/1609.04802

Восстановление деталей изображения

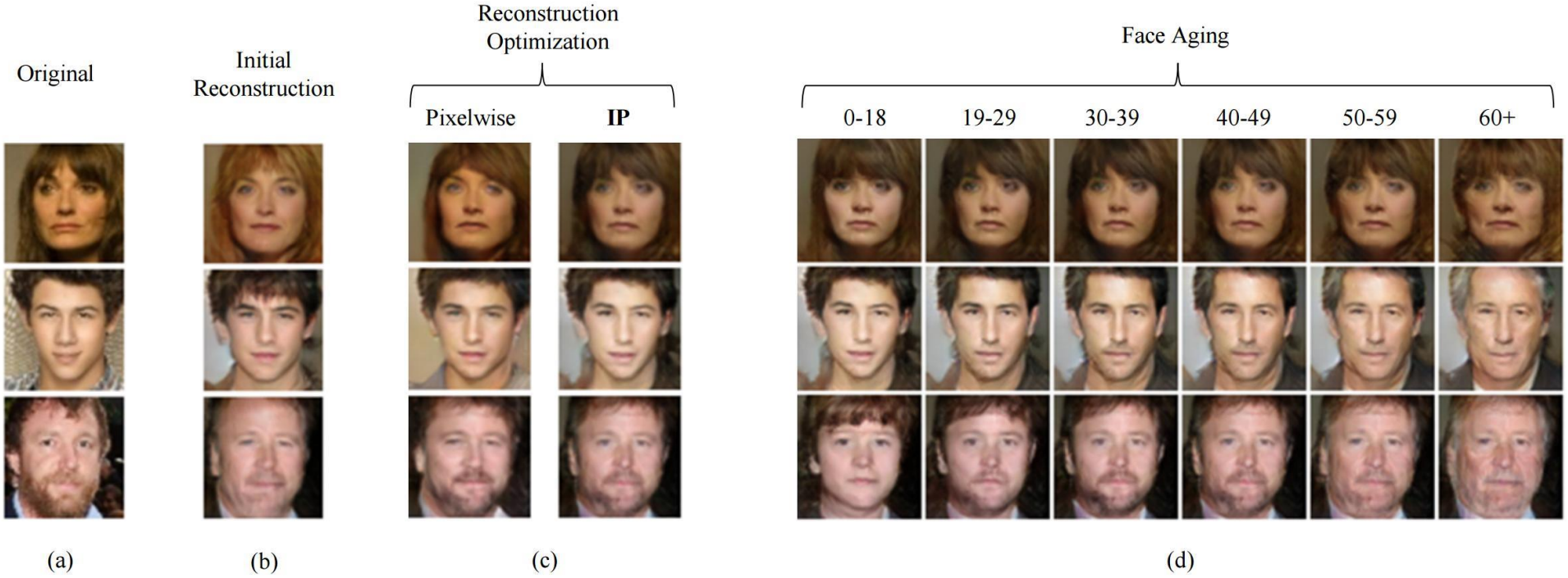


https://arxiv.org/abs/1609.04802

Фантастические интерьеры

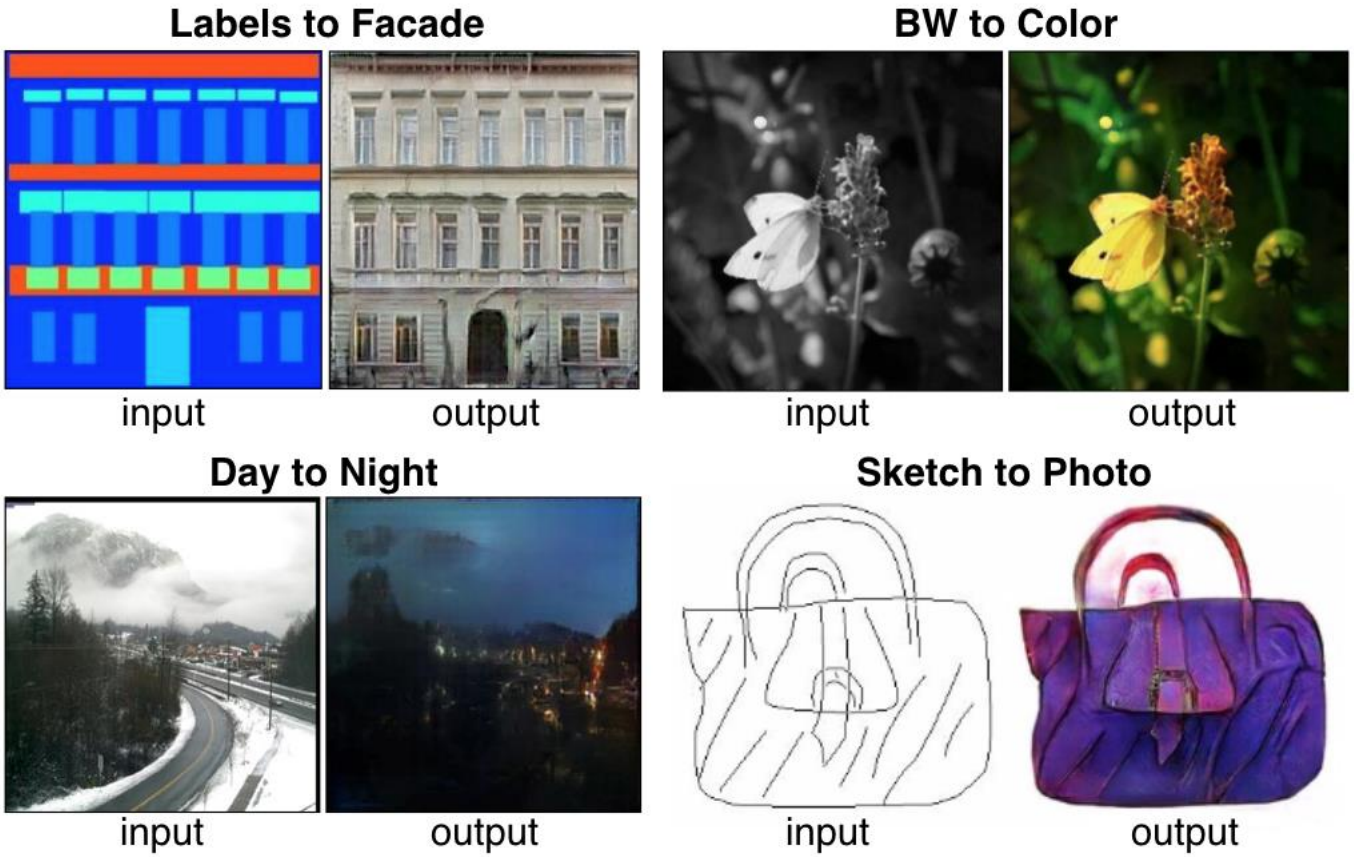
https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

Изменение возраста



https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

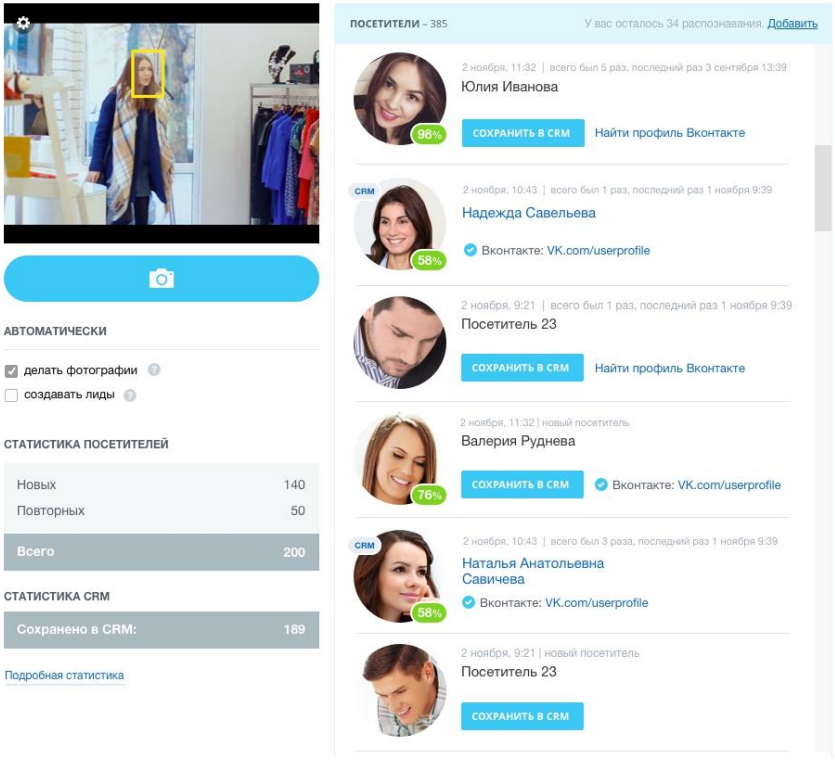
Картинка по эскизу

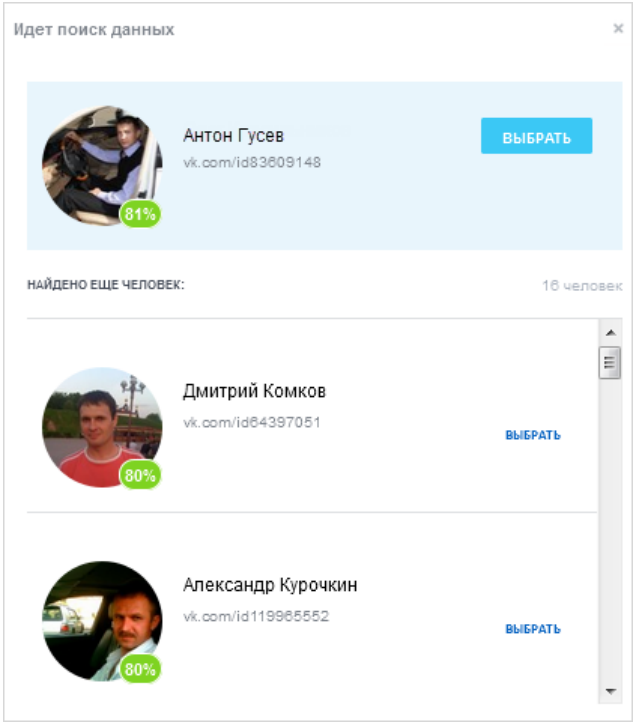


https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

Восстановление частей изображения

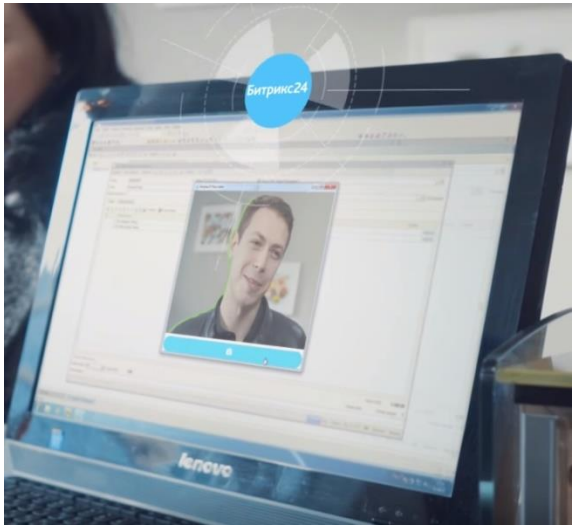
Распознавание лиц в Битрикс24



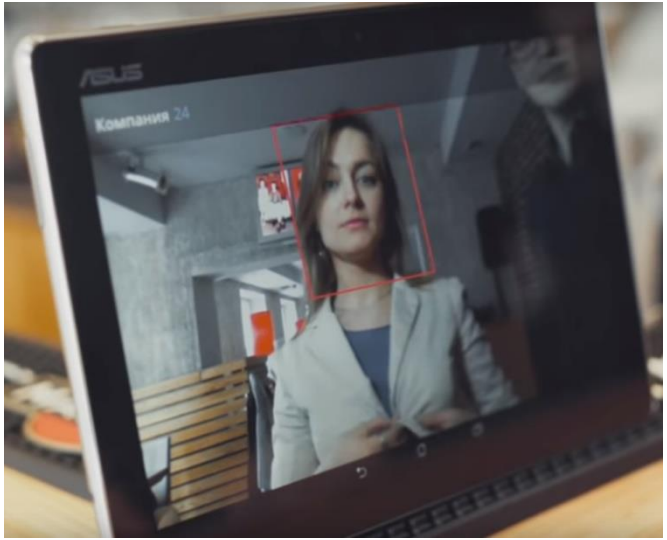


Распознавание лиц в Битрикс24

Face-карт



Bitrix24.Time



Верстка по дизайну

(a) iOS GUI screenshot

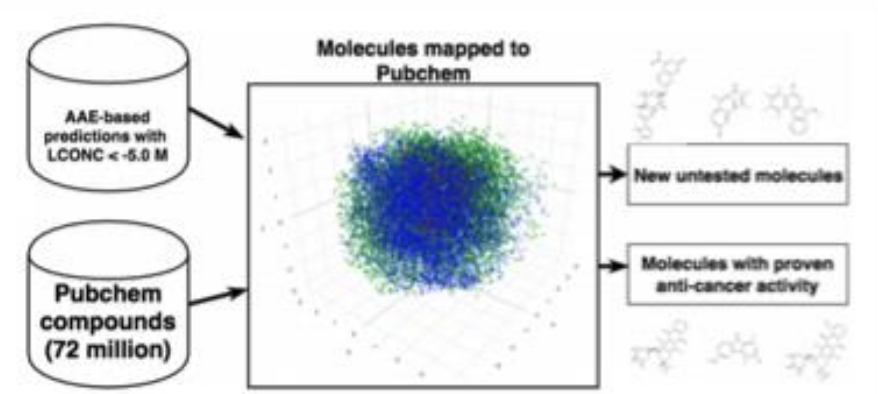
```
stack {
    row {
        label, switch
    }
    row {
        label, btn-add
    }
    row {
        label, slider, label
    }
    row {
        img, label
    }
}
footer {
    btn-more, btn-contact, btn-search, btn-download
}
```

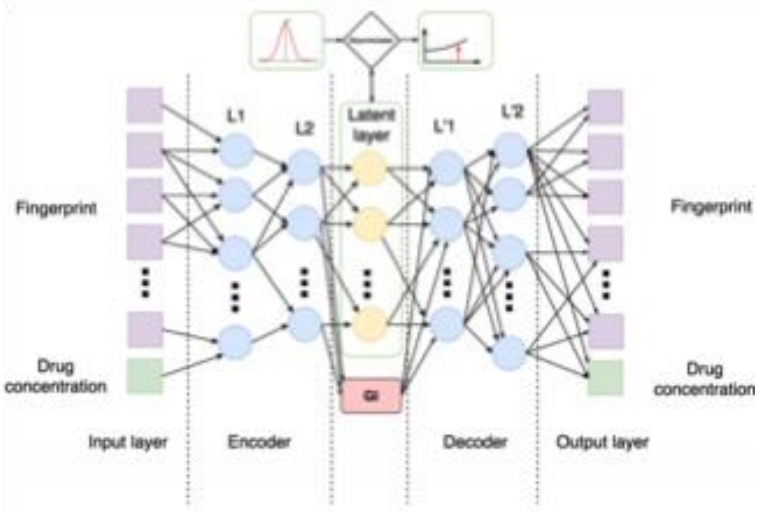
(b) Code describing the GUI written in our DSL

Figure 2: An example of a native iOS GUI written in our DSL.

pix2code

Борьба с заболеваниями

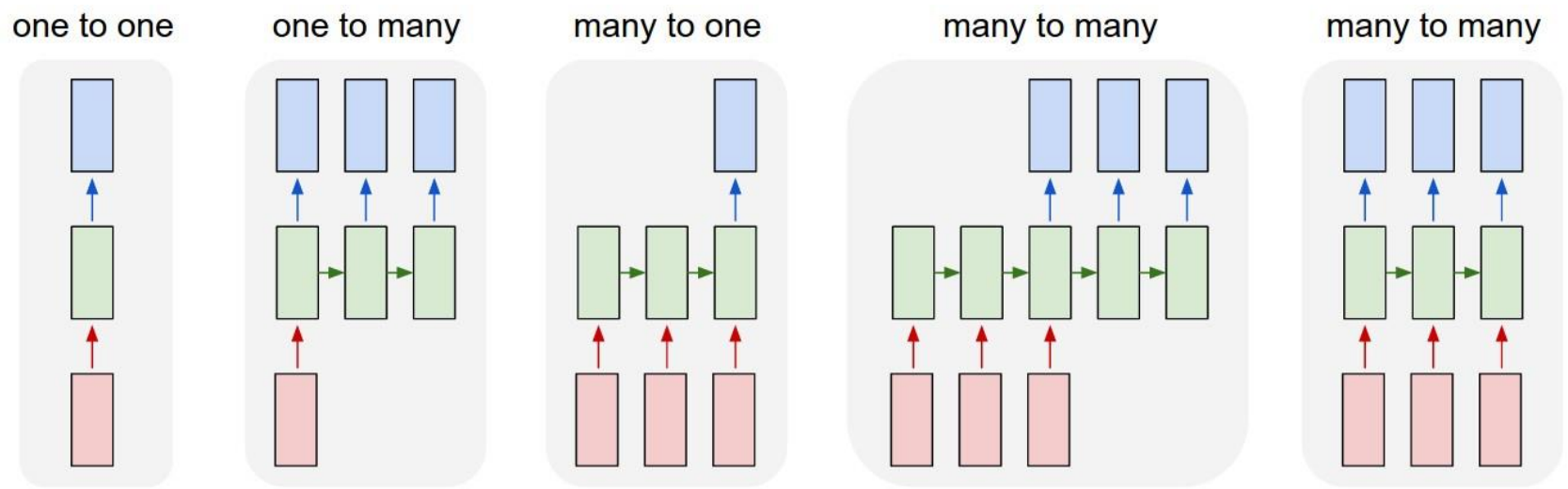




https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

Рекуррентные нейросети

- Последовательности событий, модели Маркова



http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/

Google Neural Machine Translation

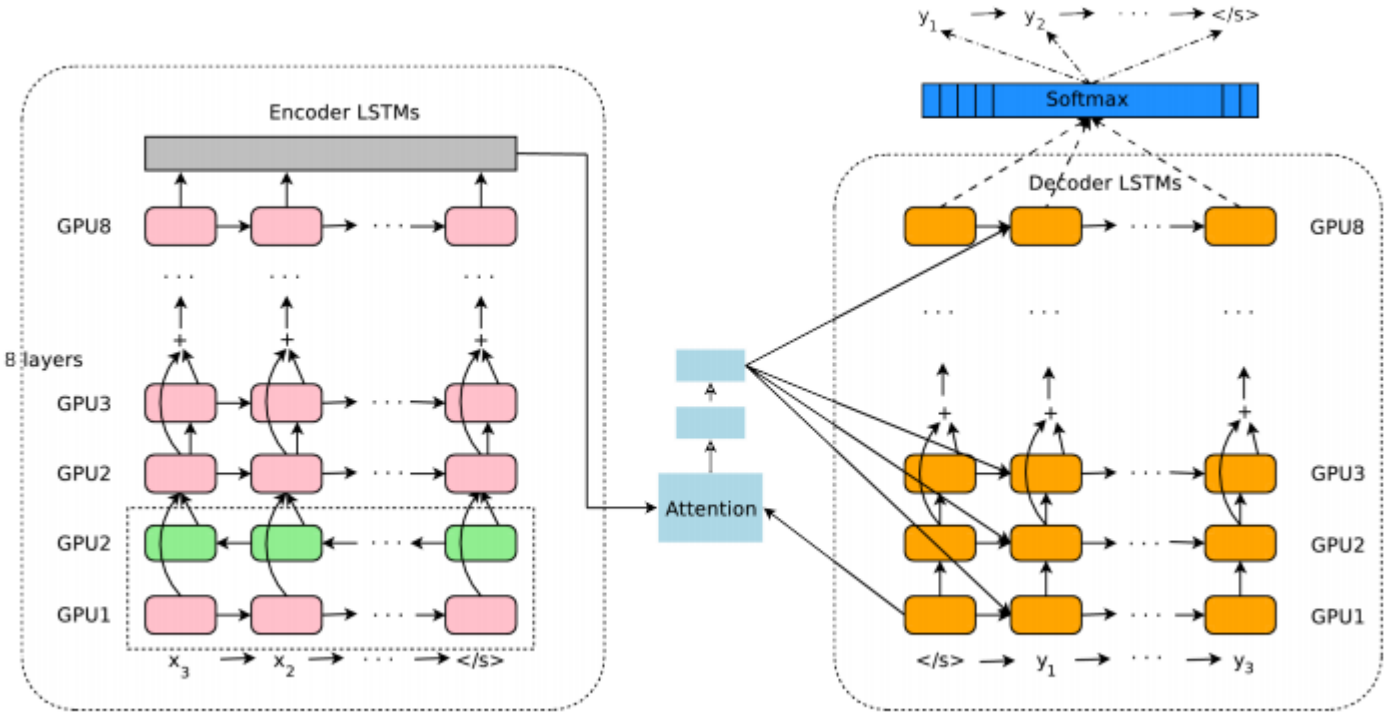
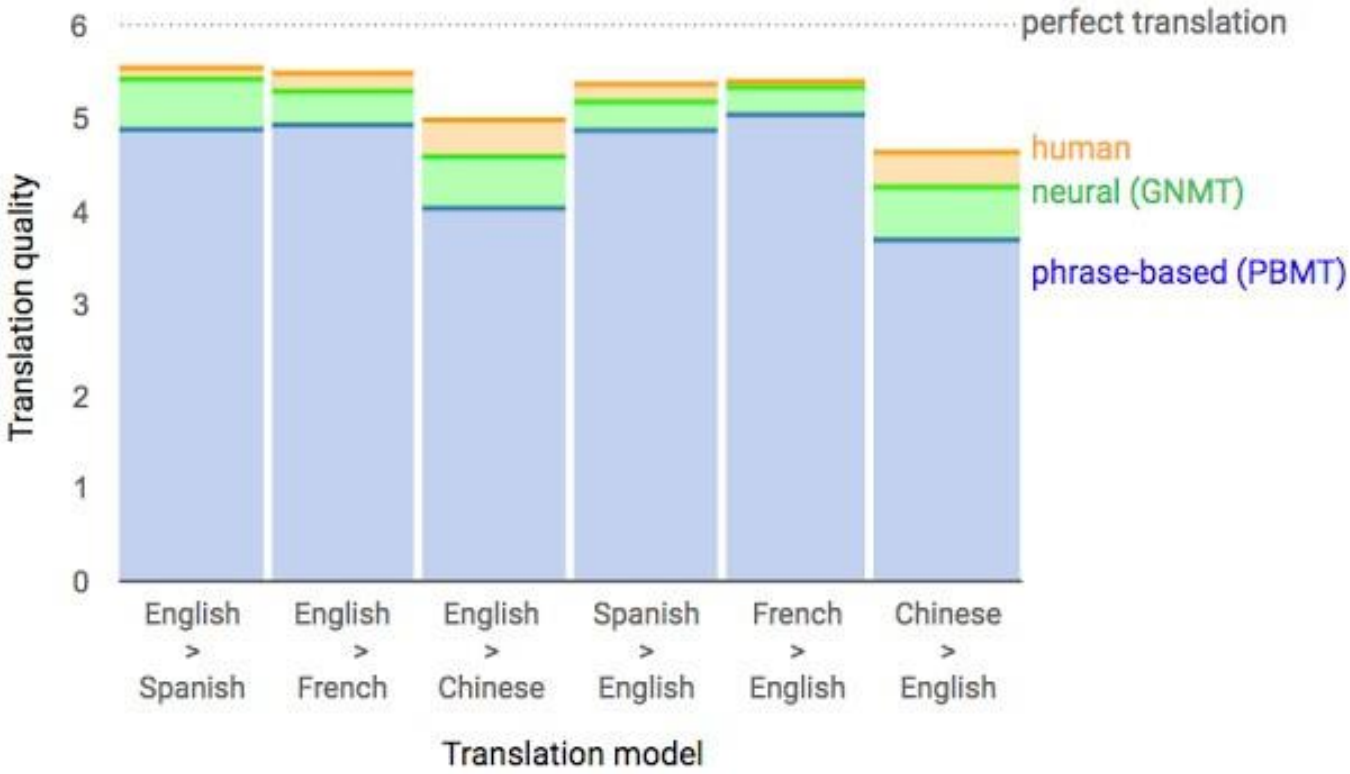


Figure 1: The model architecture of GNMT, Google's Neural Machine Translation system. On the left

https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

Google Neural Machine Translation



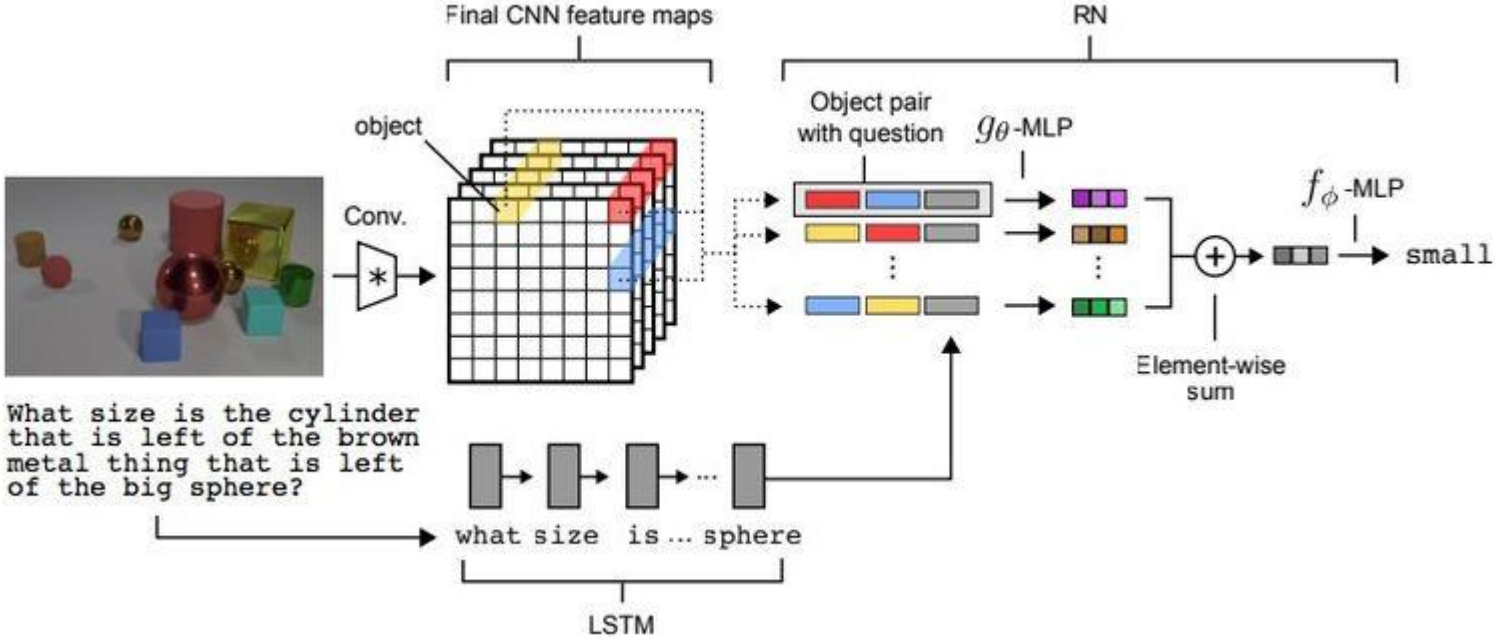
https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

Чтение по губам

- Сеть без звука читает по губам – уже 2 раза лучше человека

https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

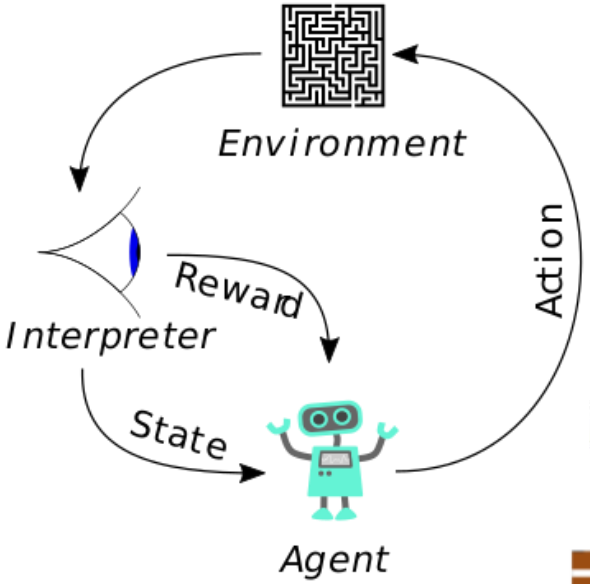
Ответы на вопросы по картинке



- В некоторых случаях и датасетах сеть – опережает человека

https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/338248/

Обучение с подкреплением



- Deepmind.com

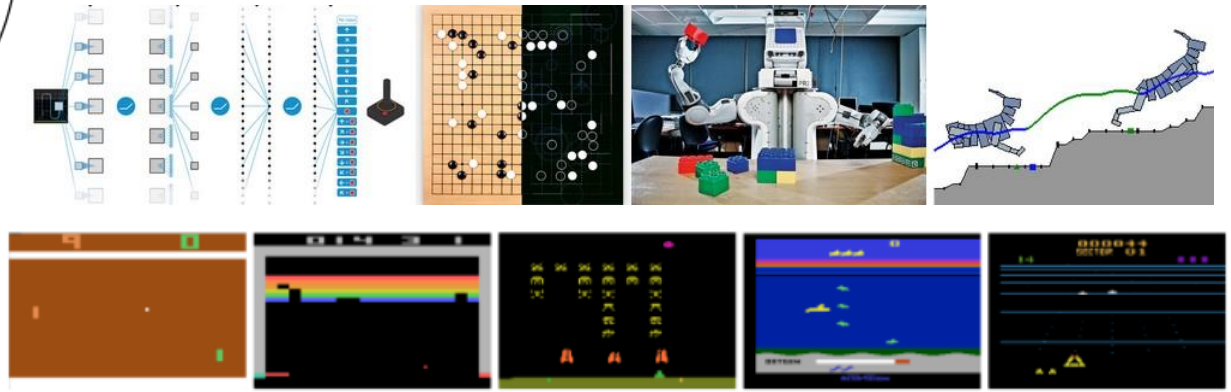
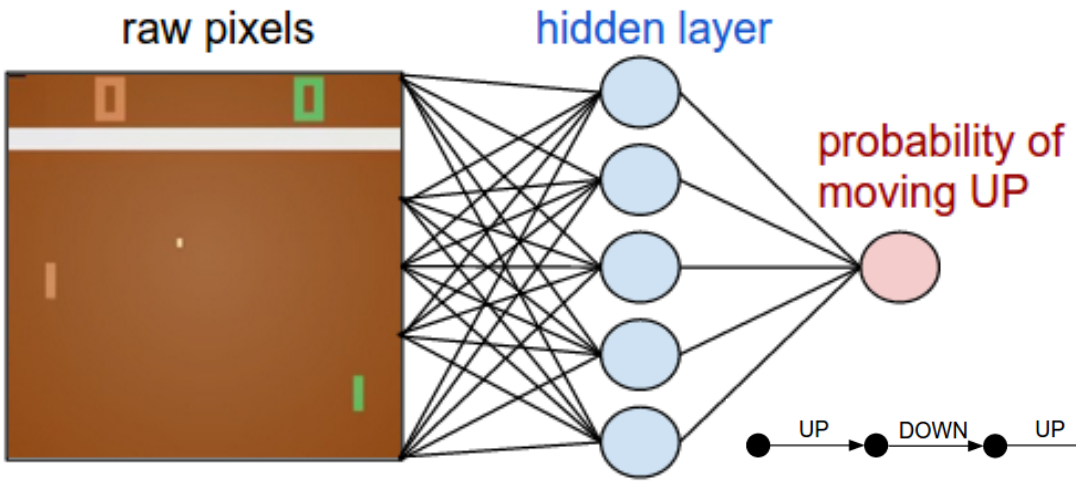
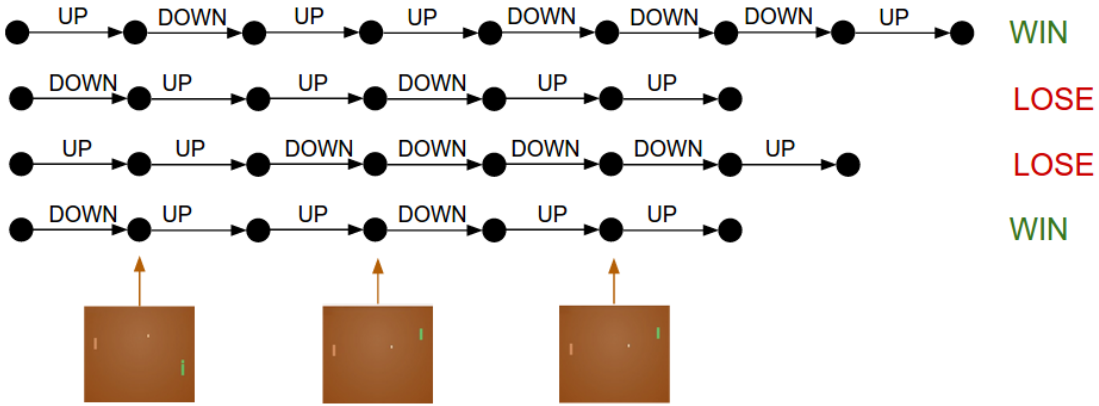


Figure 1: Screen shots from five Atari 2600 Games: (*Left-to-right*) Pong, Breakout, Space Invaders, Seaquest, Beam Rider

http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/

Обучение с подкреплением - суть



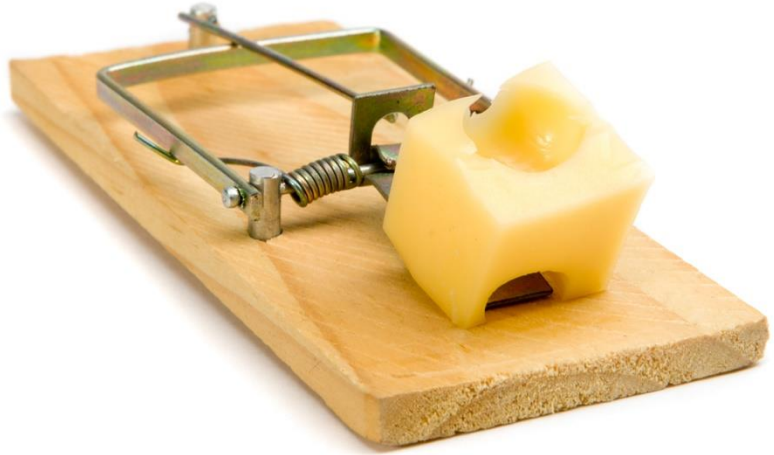


http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/

Другие кейсы применения нейронок и алгоритмов машинного обучения

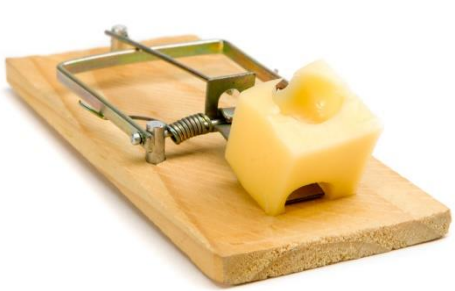
- Предсказание следующего действия (RNN, …)
- Кластеризация (autoencoders)
- Кто из клиентов уйдет, кто из сотрудников уволится (churn rate: FFN, CNN)
- Сколько стоит квартирка (regression)
- Анализ причин (InfoGANs)
- Персонализация

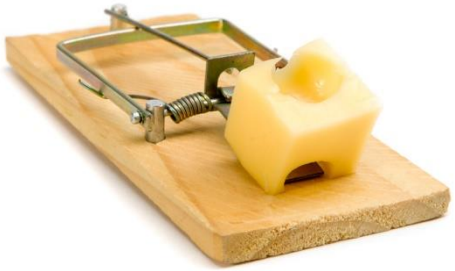
Где же подвох? ☺

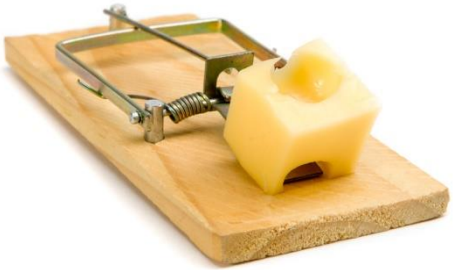


А они то есть!!!

И не один. ☺

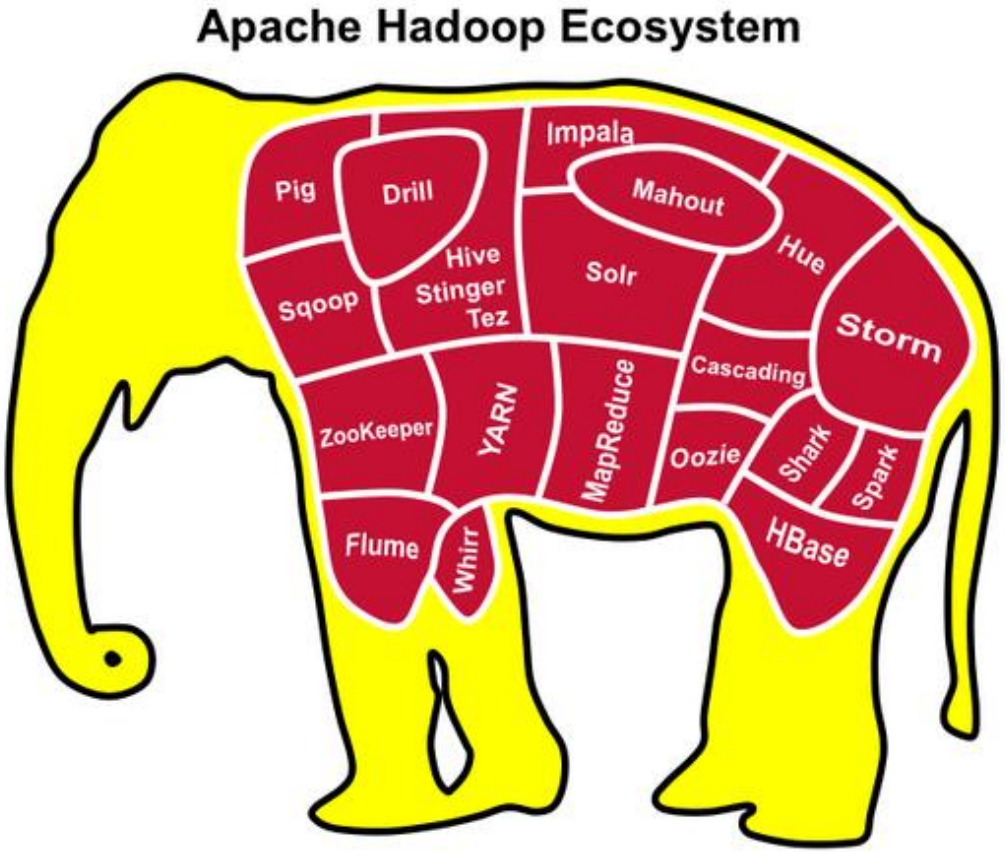






Подвох 1

- Нужна бигдата
- Только конкретная, ваша, а не общедоступная
- Сможете собрать/купить?



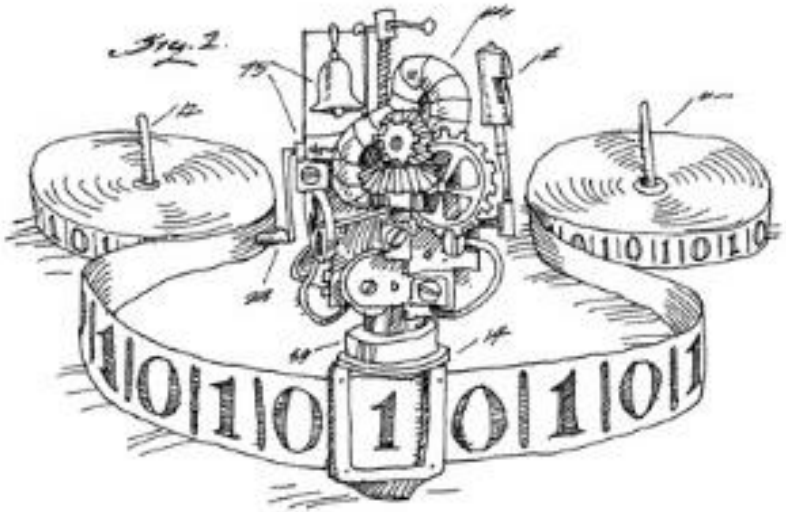
Трус не играет в хоккей

Подвох 2 – семантический разрыв

- Классификация
- Регрессия
- Кластеризация
- Анализ скрытых факторов в ином измерении

- Как увеличить прибыль?
- Как удержать клиента?
- Как предложить самое нужное?

Машина Тьюринга и … GTA



Нужно создавать новые абстракции, нужны «нейронные» программисты, менеджеры и прОдукты

Подвох 3 – всем тут все понятно? ☺

To see that the weight scaling rule is exact, we can simplify $\tilde{P}_{\text{ensemble}}$:

$$\tilde{P}_{\text{ensemble}}(\mathrm{y} = y \mid \mathbf{v}) = \sqrt[2^n]{\prod_{\boldsymbol{d} \in \{0,1\}^n} P(\mathrm{y} = y \mid \mathbf{v}; \boldsymbol{d})} \tag{7.60}$$

$$= \sqrt[2^n]{\prod_{\boldsymbol{d} \in \{0,1\}^n} \operatorname{softmax}\left(\boldsymbol{W}^\top (\boldsymbol{d} \odot \mathbf{v}) + \boldsymbol{b}\right)_y} \tag{7.61}$$

$$= \sqrt[2^n]{\prod_{\boldsymbol{d} \in \{0,1\}^n} \frac{\exp\left(\boldsymbol{W}_{y,:}^\top (\boldsymbol{d} \odot \mathbf{v}) + b_y\right)}{\sum_{y'} \exp\left(\boldsymbol{W}_{y',:}^\top (\boldsymbol{d} \odot \mathbf{v}) + b_{y'}\right)}} \tag{7.62}$$

$$= \frac{\sqrt[2^n]{\prod_{\boldsymbol{d} \in \{0,1\}^n} \exp\left(\boldsymbol{W}_{y,:}^\top (\boldsymbol{d} \odot \mathbf{v}) + b_y\right)}}{\sqrt[2^n]{\prod_{\boldsymbol{d} \in \{0,1\}^n} \sum_{y'} \exp\left(\boldsymbol{W}_{y',:}^\top (\boldsymbol{d} \odot \mathbf{v}) + b_{y'}\right)}} \tag{7.63}$$

Подвох 3 – а тут? ☺

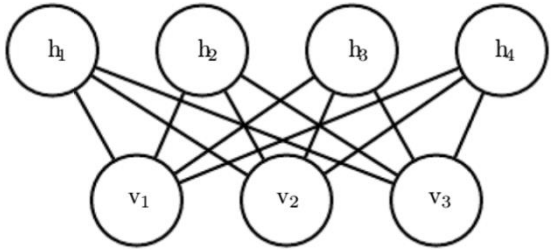


Figure 16.14: An RBM drawn as a Markov network.

and

$$p(\mathbf{v} \mid \mathbf{h}) = \Pi_i p(\mathrm{v}_i \mid \mathbf{h}). \tag{16.12}$$

The individual conditionals are simple to compute as well. For the binary RBM we obtain:

$$P(\mathrm{h}_i = 1 \mid \mathbf{v}) = \sigma\left(\mathbf{v}^\top \boldsymbol{W}_{:,i} + b_i\right), \tag{16.13}$$

$$P(\mathrm{h}_i = 0 \mid \mathbf{v}) = 1 - \sigma\left(\mathbf{v}^\top \boldsymbol{W}_{:,i} + b_i\right). \tag{16.14}$$

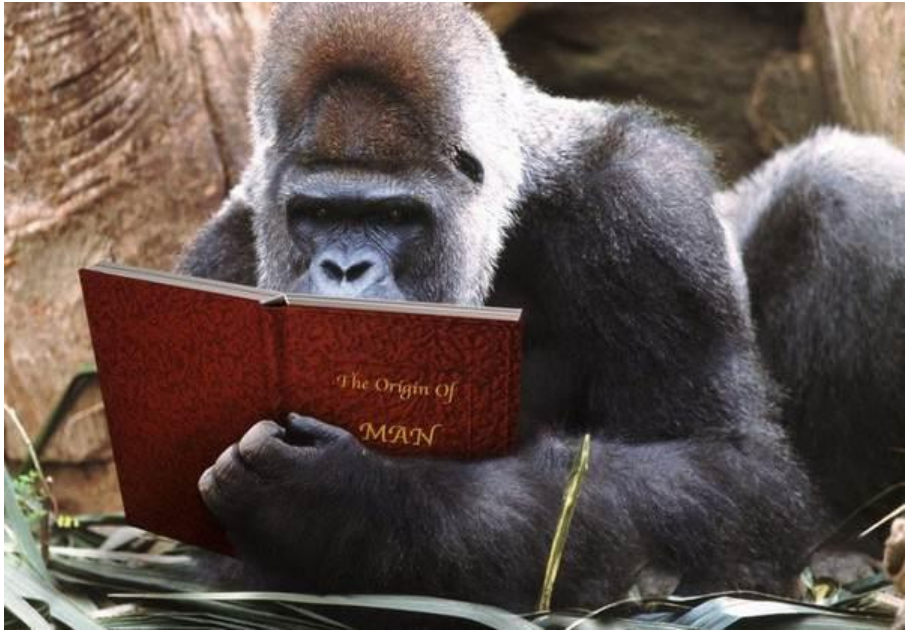
Together these properties allow for efficient **block Gibbs** sampling, which alter-

Подвох 3 – нужно долго учиться

- Хорошая матподготовка выше среднего
- Уметь писать код
- Исследовательский дух, много читать
- Опыт и интуиция

Подвох 4 – никаких гарантий

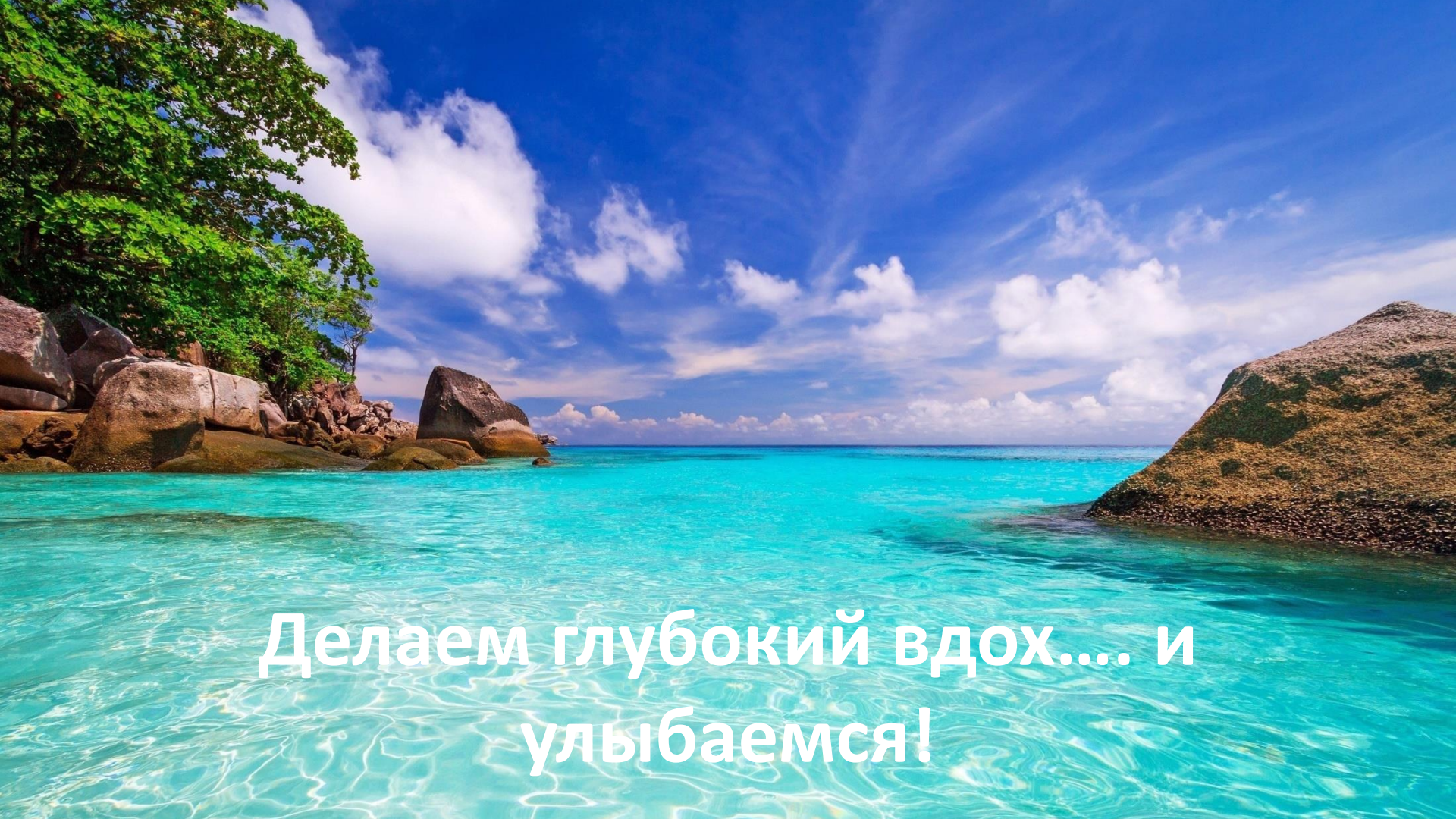
- В интернете - работает
- На ваших данных – нет
- Где ошибка? В данных, в модели, в коэффициентах, в коде, в голове??



Подвох 5: полная цепочка - сложна

- Сбор данных
- Фильтрация, валидация
- Обучение модели
- Раздача предсказаний
- Контроль качества

Рис. 6. Внешний вид и основные составляющие школьного микроскопа


Делаем глубокий вдох…. и
улыбаемся!

Ражнирование товаров (Google Play)

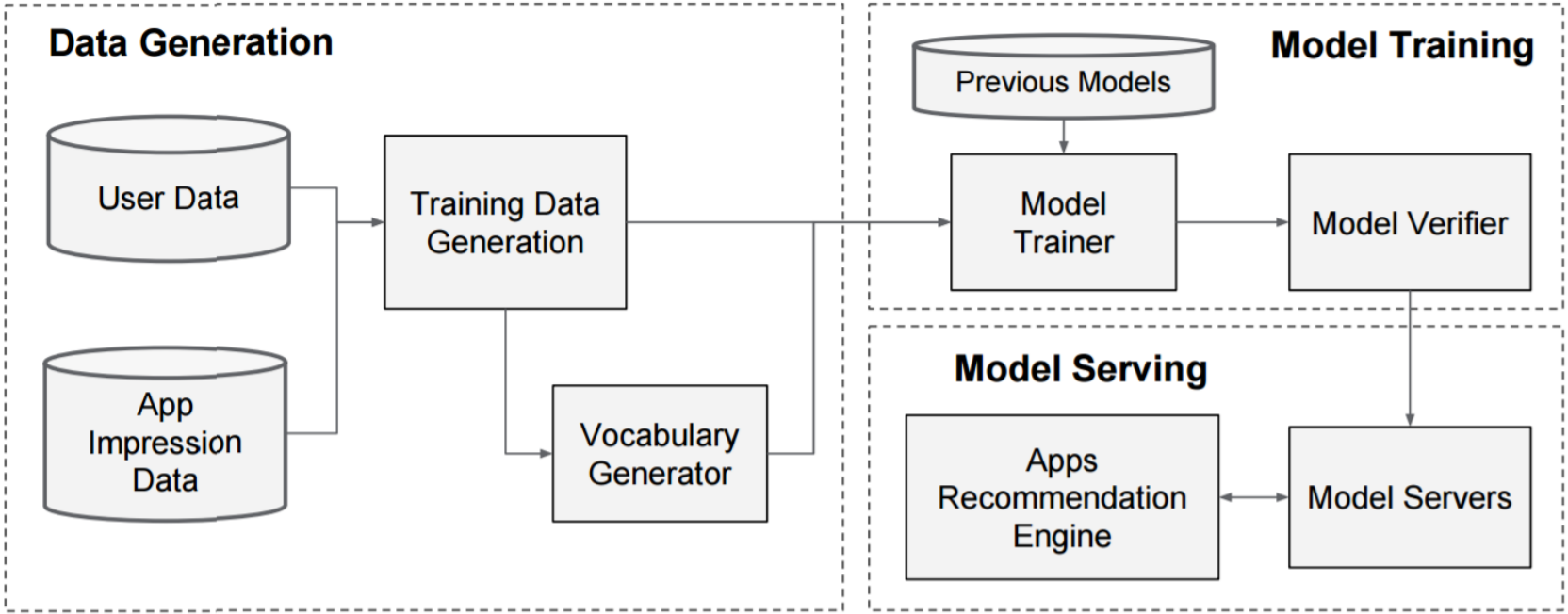


Figure 3: Apps recommendation pipeline overview.

arxiv.org/abs/1606.07792

Ражнирование товаров (Google Play)

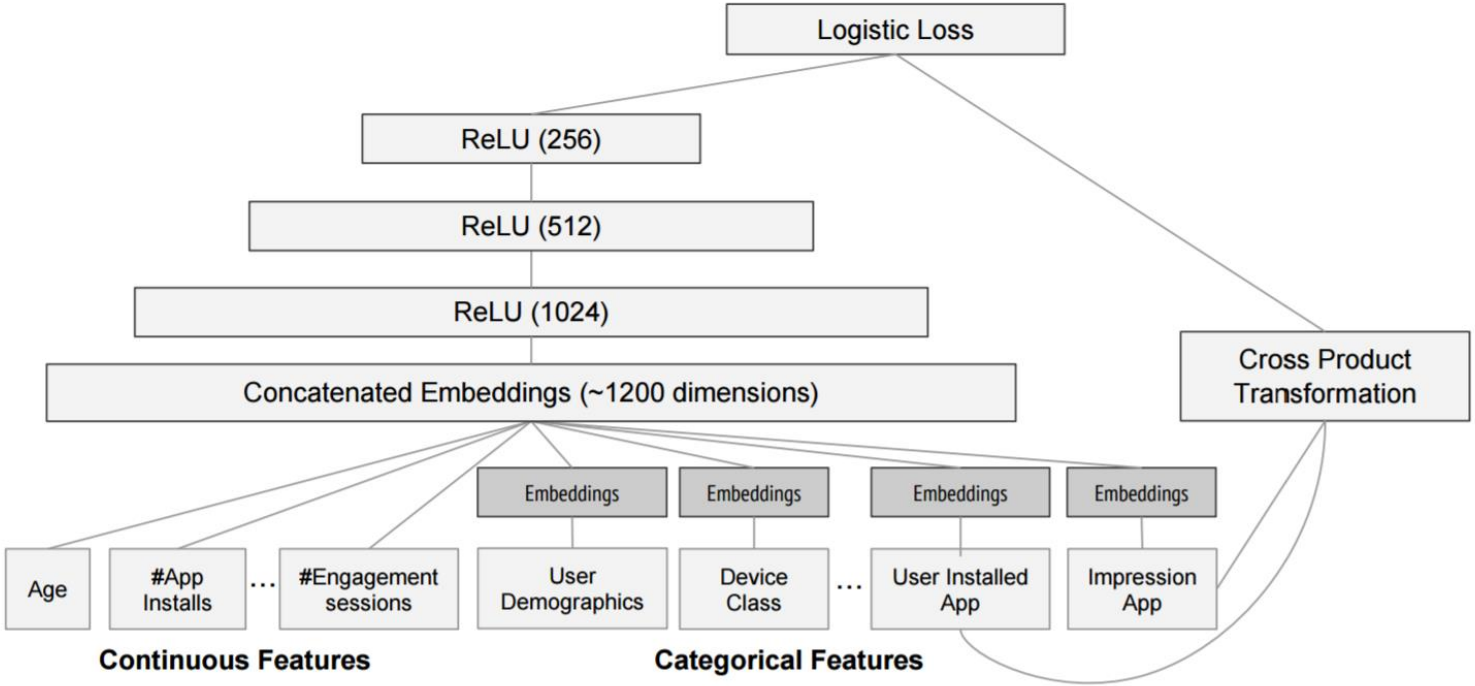


Figure 4: Wide & Deep model structure for apps recommendation.

arxiv.org/abs/1606.07792

Ражнирование товаров (Google Play)

$$P(Y=1|\mathbf{x}) = \sigma(\mathbf{w}_{wide}^T[\mathbf{x}, \phi(\mathbf{x})] + \mathbf{w}_{deep}^T a^{(l_f)} + b)$$

- Собирается все что есть…
- Засовывается в нейронку
- Нейронка предсказывает вероятность клика/покупки приложения – для каждого приложения из отобранных
- Приложения сортируются и отображаются. Все! ☺

arxiv.org/abs/1606.07792

Где брать людей в команду?

- Бигдата: хорошие программисты и опытные сисадмины – 1 штука на проект
- Создание/тюнинг моделей: физматы – 1 штука на отдел
- Product owner с обновленным мозгом – 1 штука на проект(ы)
- Менеджеры – 1024 килограмм ☺
- python, java, unix, spark, scala

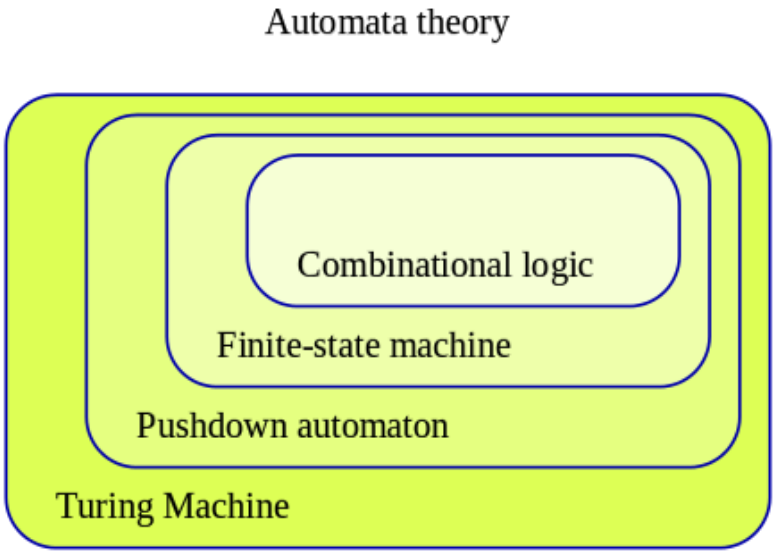
1С·БИТРИКС

Ну что, нырнем поглубже? Может заболеть голова ☺

Абстрактные знания и фундаментальная наука

- **Логика, реляционная алгебра**
- Дискретная математика, теория графов, **теория автоматов, комбинаторика**, теория кодирования
- Теория алгоритмов
- Линейная алгебра
- Интегральное и дифф. исчисление
- Теория вероятностей
- Теория оптимизации и численные методы

**времени на это практически нет*



Восьмая проблема Гильберта и другие штучки

- До сих пор неясно распределение простых чисел (Гипотеза Римана)
- Эффективные алгоритмы нередко находят методом «тыка», многие мало изучены
- Нейронные сети не должны … сходиться, но сходятся. И плохо-плохо изучены.

Наука только открывает ящик Пандоры!

Когда заканчивается наука, «начинается машинное обучение»

- Четкая кластеризация: K-means (EM)
- Нечеткая кластеризация: Latent dirichlet allocation
- Модели Маркова
- Google Page Rank
- Monte Carlo алгоритмы
- Las Vegas алгоритмы (в т.ч. «обезьянья сортировка»)

$$V = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2$$

где k — число кластеров, S_i — полученные кластеры, $i = 1, 2, \ldots, k$ и μ_i — центры масс векторов $x_j \in S_i$.

Машинное обучение и … где-то в конце, нейронки (scikit-learn)

User Guide

1. Supervised learning

- ▶ 1.1. Generalized Linear Models
- ▶ 1.2. Linear and Quadratic Discriminant Analysis
- 1.3. Kernel ridge regression
- ▶ 1.4. Support Vector Machines
- ▶ 1.5. Stochastic Gradient Descent
- ▶ 1.6. Nearest Neighbors
- ▶ 1.7. Gaussian Processes
- 1.8. Cross decomposition
- ▶ 1.9. Naive Bayes
- ▶ 1.10. Decision Trees
- ▶ 1.11. Ensemble methods
- ▶ 1.12. Multiclass and multilabel algorithms
- ▶ 1.13. Feature selection
- ▶ 1.14. Semi-Supervised
- 1.15. Isotonic regression
- 1.16. Probability calibration
- ▶ 1.17. Neural network models (supervised)

2. Unsupervised learning

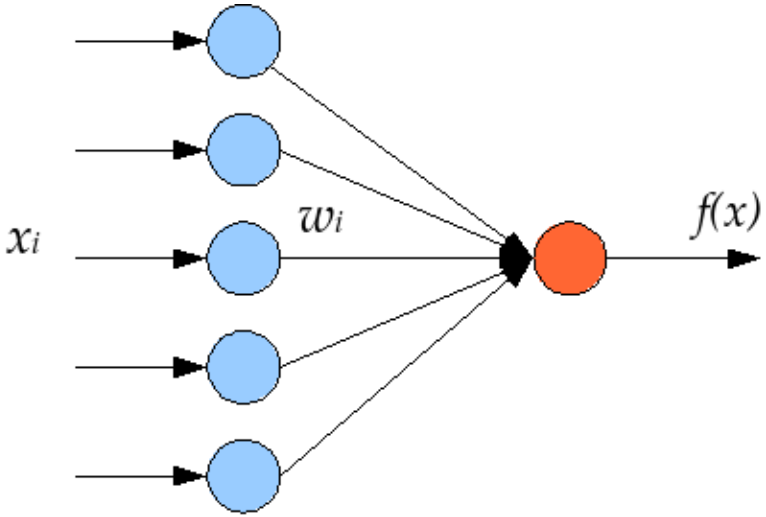
- ▶ 2.1. Gaussian mixture models
- ▶ 2.2. Manifold learning
- ▶ 2.3. Clustering
- ▶ 2.4. Biclustering
- ▶ 2.5. Decomposing signals in components (matrix factorization problems)
- ▶ 2.6. Covariance estimation
- ▶ 2.7. Novelty and Outlier Detection
- ▶ 2.8. Density Estimation
- ▶ 2.9. Neural network models (unsupervised)

3. Model selection and evaluation

- ▶ 3.1. Cross-validation: evaluating estimator performance
- ▶ 3.2. Tuning the hyper-parameters of an estimator
- ▶ 3.3. Model evaluation: quantifying the quality of predictions
- ▶ 3.4. Model persistence
- ▶ 3.5. Validation curves: plotting scores to evaluate models

Рассмотрим кусочек нейронки - нейрон

- Линейная регрессия
- Логистическая регрессия
- Сигмоид
- Здравствуй, линейная алгебра! Чмоки чмоки



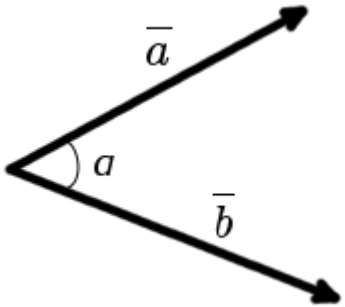
$$f(x) = \mathrm{sign}(\sum^{n} w_i x_i - \theta)$$

$$f(x, b) = b_1 x_1 + b_2 x_2 + \ldots + b_k x_k = \sum_{j=1}^{k} b_j x_j = x^T b,$$

где $x^T = (x_1, x_2, \ldots, x_k)$ — вектор регрессоров, $b = (b_1, b_2, \ldots, b_k)^T$ — вектор-столбец параметров (коэффициентов).

Вектор, косинус угла между векторами

- Вектор – точка в N-мерном пространстве. Размер вектора.
- Косинус угла между векторами



Если же векторы заданы в пространстве, то есть $\bar{a} = (a_x; a_y; a_z)$ и $\bar{b} = (b_x; b_y; b_z)$, то косинус угла вычисляется по формуле

$$\cos\phi = \frac{(\bar{a}, \bar{b})}{|\bar{a}| \cdot |\bar{b}|} = \frac{a_x \cdot b_x + a_y \cdot b_y + a_z \cdot b_z}{\sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}\sqrt{b_x^2 + b_y^2 + b_z^2}}$$

Уравнение плоскости через точку и нормаль

- Плоскость: косинус угла между нормалью и MP = 0
- Если угол меньше 90, косинус >0, иначе – косинус <0.

$$\cos\varphi = 0,$$

$$\frac{\bar{a}\cdot\bar{b}}{|\bar{a}|\cdot|\bar{b}|} = 0 \Leftrightarrow \bar{a}\cdot\bar{b} = 0$$

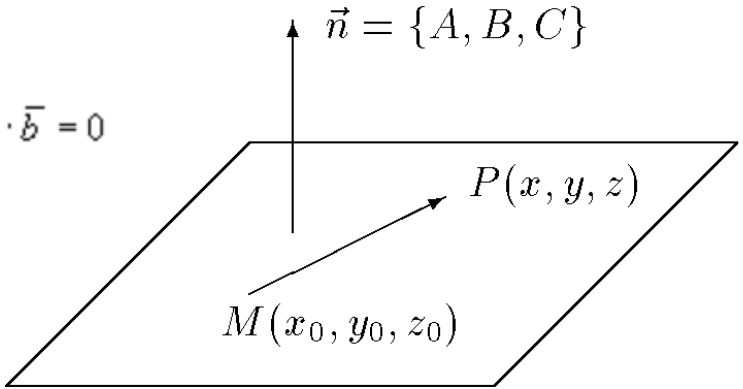


Рис. 1

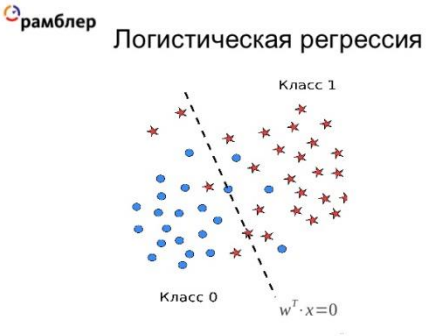
Уравнение плоскости, проходящей через точку, перпендикулярно вектору нормали

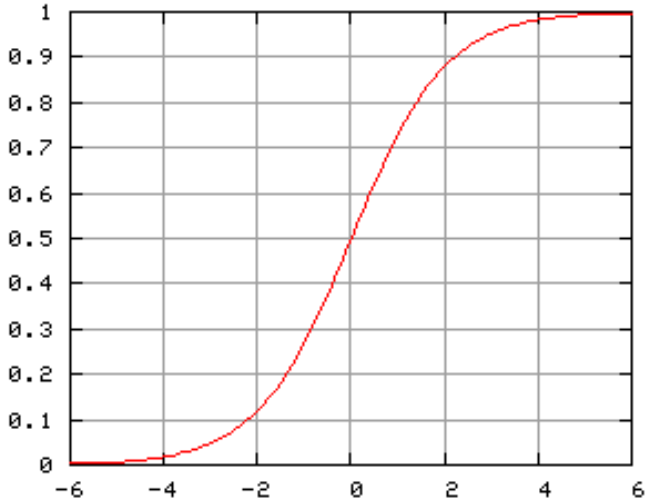
Чтобы составить уравнение плоскости, зная координаты точки плоскости $M(x_0, y_0, z_0)$ и вектора нормали плоскости $\bar{n} = \{A; B; C\}$ можно использовать следующую формулу.

$$A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0) = 0$$

Сигмоид, логистическая регрессия

- Зачем нужен сигмоид?
- Визуализация
- Нелинейная активация, виды



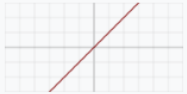
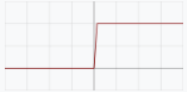
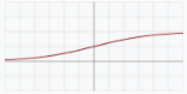
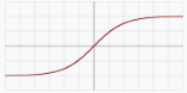
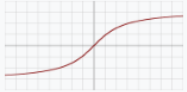
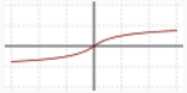


$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$f(x, b) = b_1 x_1 + b_2 x_2 + \ldots + b_k x_k = \sum_{j=1}^{k} b_j x_j = x^T b,$$

где $x^T = (x_1, x_2, \ldots, x_k)$ — вектор регрессоров, $b = (b_1, b_2, \ldots, b_k)^T$ — вектор-столбец параметров (коэффициентов).

Другие функции активации

Name	Plot	Equation	Derivative (with respect to x)	Range	Order of continuity
Identity		$f(x) = x$	$f'(x) = 1$	$(-\infty, \infty)$	C^∞
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for} \quad x < 0 \\ 1 & \text{for} \quad x \geq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} 0 & \text{for} \quad x \neq 0 \\ ? & \text{for} \quad x = 0 \end{cases}$	$\{0, 1\}$	C^{-1}
Logistic (a.k.a. Soft step)		$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	$f'(x) = f(x)(1 - f(x))$	$(0, 1)$	C^∞
TanH		$f(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$	$f'(x) = 1 - f(x)^2$	$(-1, 1)$	C^∞
ArcTan		$f(x) = \tan^{-1}(x)$	$f'(x) = \frac{1}{x^2+1}$	$\left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right)$	C^∞
Softsign [7][8]		$f(x) = \frac{x}{1+\lvert x\rvert}$	$f'(x) = \frac{1}{(1+\lvert x\rvert)^2}$	$(-1, 1)$	C^1
Rectified linear unit (ReLU)[9]		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for} \quad x < 0 \\ x & \text{for} \quad x \geq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} 0 & \text{for} \quad x < 0 \\ 1 & \text{for} \quad x \geq 0 \end{cases}$	$[0, \infty)$	C^0

25 кадр

Твою ж мать, сколько еще

это будет продолжаться? ☺

Активация нейронки, матрицы

Here's how we calculate the total net input for h_1:

$$net_{h1} = w_1 * i_1 + w_2 * i_2 + b_1 * 1$$

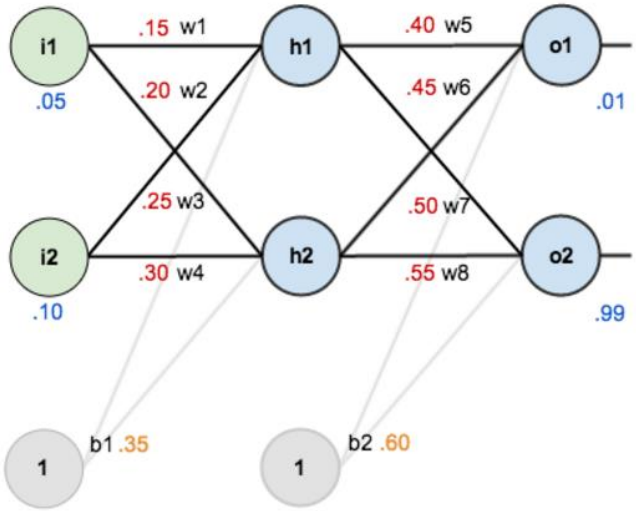
$$net_{h1} = 0.15 * 0.05 + 0.2 * 0.1 + 0.35 * 1 = 0.3775$$

We then squash it using the logistic function to get the output of h_1:

$$out_{h1} = \frac{1}{1+e^{-net_{h1}}} = \frac{1}{1+e^{-0.3775}} = 0.593269992$$

Carrying out the same process for h_2 we get:

$$out_{h2} = 0.596884378$$



Умножаем матрицы «в уме»

- 2 входных вектора, размером 3 => матрица B(3,2)
- Ширина слоя сети = 2
- Веса сети => матрица A(2,3)
- Получаем активации слоя для каждого вх. вектора:

(2, 2).

веса вход

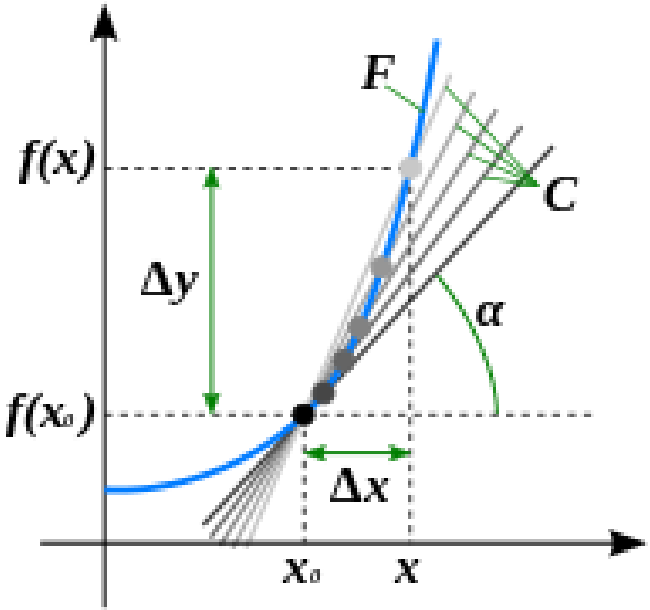
1 1 1ш 2ш

$$\mathbf{AB} = \begin{pmatrix} a & b & c \\ x & y & z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha & \rho \\ \beta & \sigma \\ \gamma & \tau \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a\alpha + b\beta + c\gamma & a\rho + b\sigma + c\tau \\ x\alpha + y\beta + z\gamma & x\rho + y\sigma + z\tau \end{pmatrix},$$

1 2

Производная, ее за ногу

- Отношение приращения функции F(x) к приращению ее аргумента, когда приращение стремиться к нулю!
- Производная функции пути от времени – есть скорость. Вторая производная – ускорение.
- Для обучения нейронки производные играют ключевую роль



Jacobian/Hessian матрицы

- Jacobian – производные первого порядка
- Hessian – производные второго порядка

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_1} & \cdots & \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_W} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_1} & \cdots & \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_W} \end{bmatrix}.$$

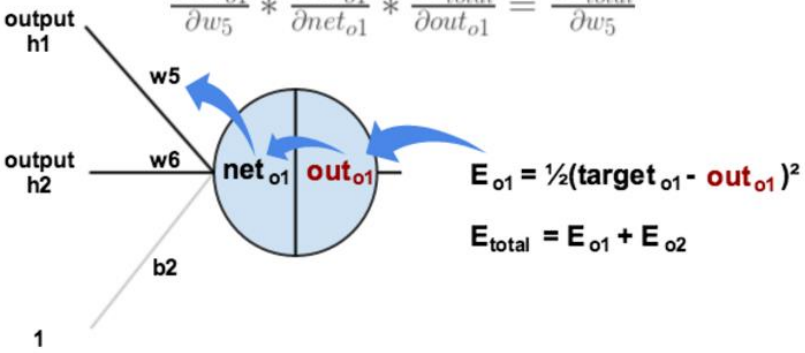
Это все долго ☺ Аппроксимируется с SGD + momentum

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{e}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 e}{\partial w_1^2} & \frac{\partial^2 e}{\partial w_1 \partial w_2} & \cdots & \frac{\partial^2 e}{\partial w_1 \partial w_n} \\ \frac{\partial^2 e}{\partial w_2 \partial w_1} & \frac{\partial^2 e}{\partial w_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 e}{\partial w_2 \partial w_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2 e}{\partial w_n \partial w_1} & \frac{\partial^2 e}{\partial w_n \partial w_2} & \cdots & \frac{\partial^2 e}{\partial w_n^2} \end{bmatrix}$$

Обратное распространение ошибки

- Chain rule, здравствуй дифференциальное исчисление! Чмоки чмоки.
- На самом деле тут все просто!

$$\frac{\partial net_{o1}}{\partial w_5} * \frac{\partial out_{o1}}{\partial net_{o1}} * \frac{\partial E_{total}}{\partial out_{o1}} = \frac{\partial E_{total}}{\partial w_5}$$

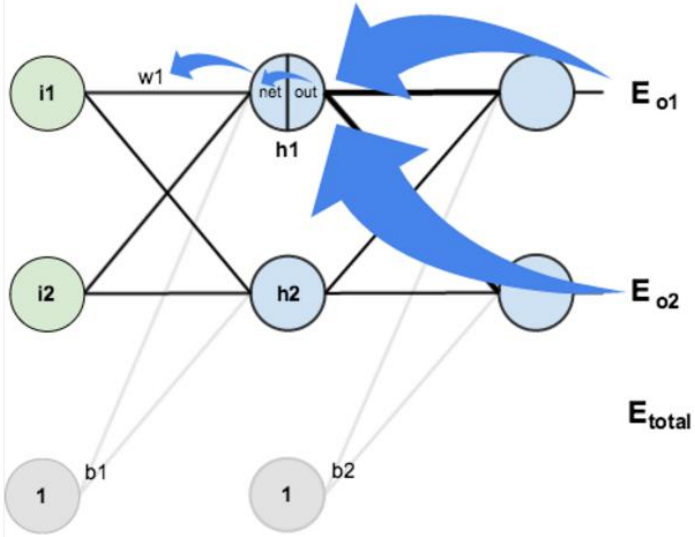


$E_{o1} = ½(target_{o1} - out_{o1})^2$

$E_{total} = E_{o1} + E_{o2}$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial w_1} = \frac{\partial E_{total}}{\partial out_{h1}} * \frac{\partial out_{h1}}{\partial net_{h1}} * \frac{\partial net_{h1}}{\partial w_1}$$

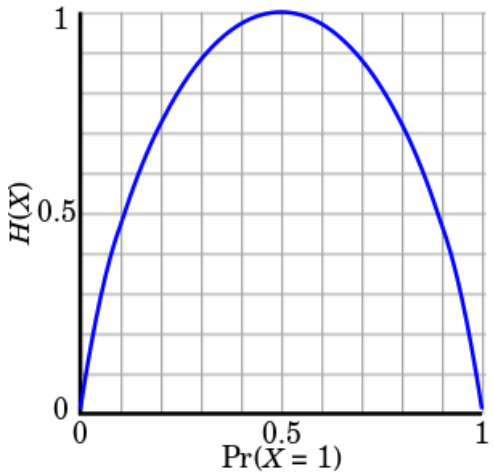
$$\frac{\partial E_{total}}{\partial out_{h1}} = \frac{\partial E_{o1}}{\partial out_{h1}} + \frac{\partial E_{o2}}{\partial out_{h1}}$$



$E_{total} = E_{o1} + E_{o2}$

Cost - функции

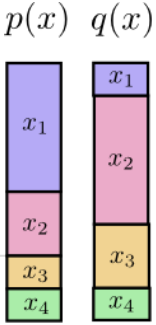
- mean squared error
- entropy, cross-entropy (binary/multiclass), здравствуй теория информации и тервер!



Cross Entropy

- Entropy: $H(X) = -\sum_x p(x) \log p(x)$
- Cross Entropy: $H_c(X) = -\sum_x p(x) \log q(x)$
- Cross entropy is a distance measure between p(x) and q(x): p(x) is the true probability; q(x) is our estimate of p(x).

$$H_c(X) \geq H(X)$$



Cross-Entropy: $H_p(q)$

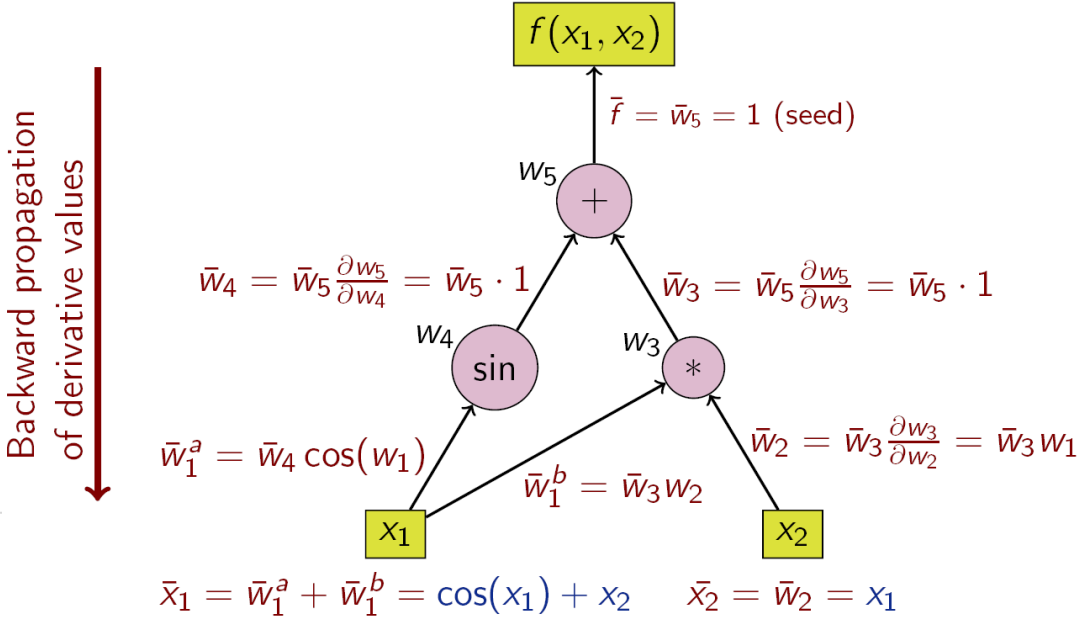
Average Length
of message from q(x)
using code for p(x).

Cost – функции, Keras

- mean_squared_error / mse
- mean_absolute_error / mae
- mean_absolute_percentage_error / mape
- mean_squared_logarithmic_error / msle
- squared_hinge
- hinge
- binary_crossentropy: Also known as logloss.
- categorical_crossentropy: Also known as multiclass logloss. **Note**: using this objective requires that your labels are binary arrays of shape `(nb_samples, nb_classes)`.
- sparse_categorical_crossentropy: As above but accepts sparse labels. **Note**: this objective still requires that your labels have the same number of dimensions as your outputs; you may need to add a length-1 dimension to the shape of your labels, e.g with `np.expand_dims(y, -1)`.
- kullback_leibler_divergence / kld: Information gain from a predicted probability distribution Q to a true probability distribution P. Gives a measure of difference between both distributions.
- poisson: Mean of `(predictions - targets * log(predictions))`
- cosine_proximity: The opposite (negative) of the mean cosine proximity between predictions and targets.

Автоматическое/ручное дифференцирование

- Torch7 – ручное, afaik
- Theano – автоматическое
- Tensorflow – автоматическое
- Deeplearning4j – ручное
- Keras (Theano/Tensorflow)



Методы градиентного спуска (SGD)

- Stochastic gradient descent $\theta = \theta - \eta \cdot \nabla_\theta J(\theta; x^{(i)}; y^{(i)})$.
- Mini-batch gradient descent $\theta = \theta - \eta \cdot \nabla_\theta J(\theta; x^{(i:i+n)}; y^{(i:i+n)})$.
- Momentum:

$$v_t = \gamma v_{t-1} + \eta \nabla_\theta J(\theta).$$

$$\theta = \theta - v_t.$$

- Nesterov accelerated gradient
- Adagrad
- Adadelta
- RMSprop
- **Adam**

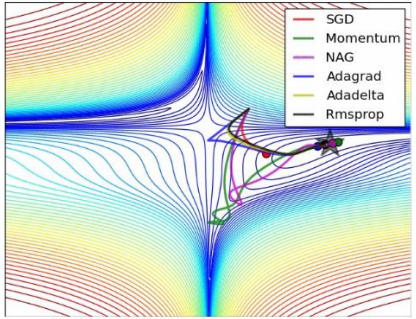


Image 5: SGD optimization on loss surface contours

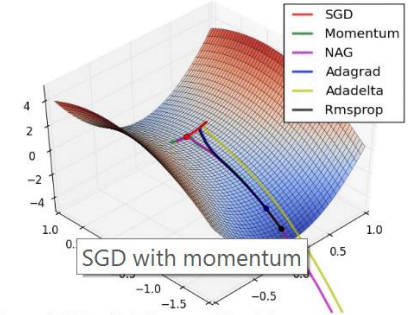
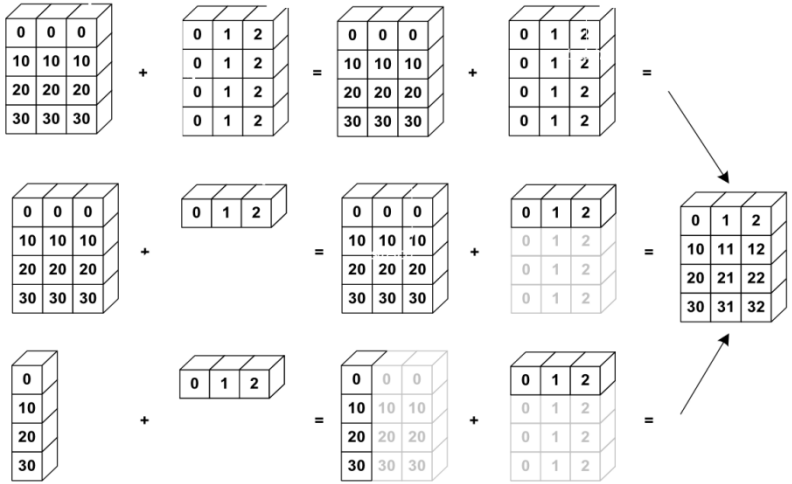


Image 6: SGD optimization on saddle point

Тензоры. Проще SQL.

- В терминологии нейронок – это многомерные массивы элементов одного типа.
- Требуется их складывать, умножать, делить и выполнять статистические операции: Basic Linear Algebra Subprograms (BLAS)
- numpy (python)
- nd4j (java)
- Tensor (torch/lua)

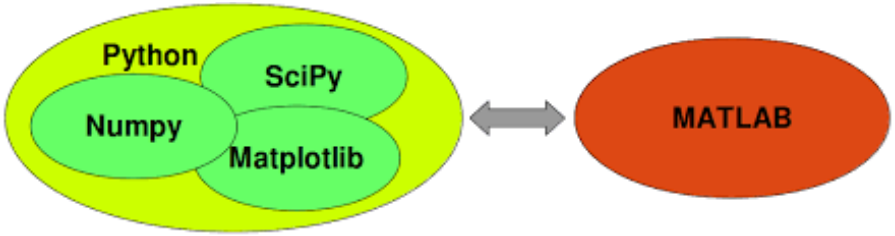
CUDA, GPU



Тензоры

- Песочница на python, 15 минут

и результат



1-D numpy arrays

Let's import the package.

```
>>> import numpy as np
```

Let's create a 1-dimensional array.

```
>>> a = np.array([0, 1, 2, 3])
>>> a
array([0, 1, 2, 3])
>>> a.ndim
1
>>> a.shape
(4,)
```

Broadcasting

```
>>> import numpy as np
>>> a=np.array([0,1,2])
>>> a*3
array([0, 3, 6])
```

0.	1.	2.

*3 = | 0.*3 | 1.*3 | 2.*3 |

```
>>> b=np.array([1,4,9])
>>> np.sqrt(b)
array([ 1.,  2.,  3.])
```

A function which is applied to each element when applied to an array is called a *universal function*.

Тензоры

- nd4j, примерно тоже самое

```
case Add:
    INDArray sum = inputs[0].dup();
    for( int i=1; i<inputs.length; i++){
        sum.addi(inputs[i]);
    }
    return sum;
case Subtract:
    if(inputs.length != 2) throw new IllegalA
    return inputs[0].sub(inputs[1]);

case Product:

    //Alex Serbul improvement
    INDArray mul = inputs[0].dup();
    for( int i=1; i<inputs.length; i++){
        mul.muli(inputs[i]);
    }
    return mul;

default:
    throw new UnsupportedOperationException("
```

```
INDArray input = Nd4j.zeros(3, INPUT_WIDTH, SEQ_LENGTH);
INDArray labels = Nd4j.zeros(3, OUTPUT_WIDTH, SEQ_LENGTH);

INDArray inputMasks = Nd4j.zeros(3, SEQ_LENGTH);
INDArray labelMasks = Nd4j.zeros(3, SEQ_LENGTH);

//
input.putScalar(new int[] { 0, 0, 0 }, 1);
labels.putScalar(new int[] { 0, 0, 0 }, 1);
inputMasks.putScalar( new int[] { 0, 0 }, 1 );
labelMasks.putScalar( new int[] { 0, 0 }, 1 );

//
input.putScalar(new int[] { 1, 0, 0 }, 1);
input.putScalar(new int[] { 1, 0, 1 }, 1);

labels.putScalar(new int[] { 1, 0, 1 }, 1);
labels.putScalar(new int[] { 1, 1, 2 }, 1);
```

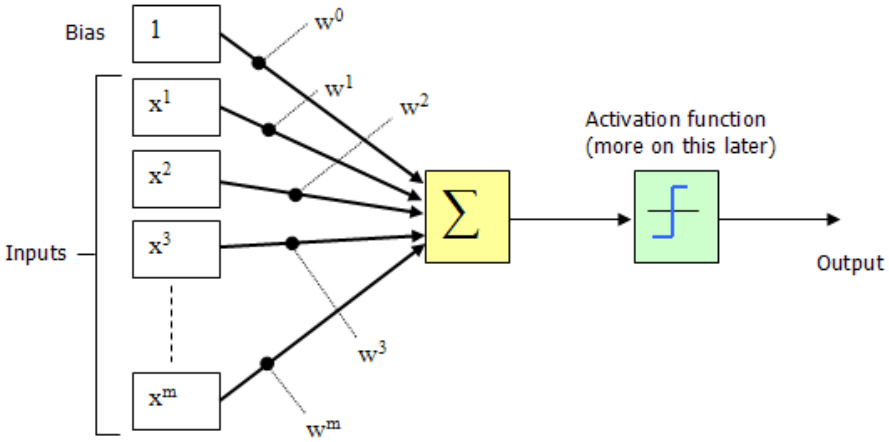
Тензоры

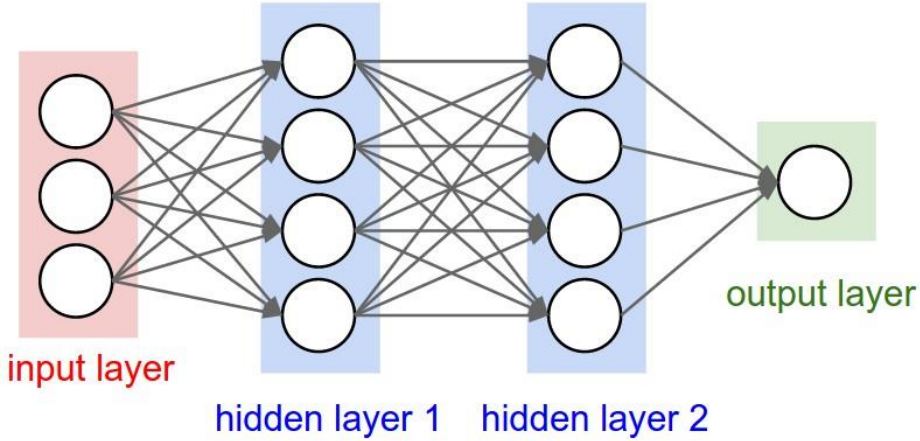
- keras/tf, примерно тоже самое

```
import tensorflow as tf

def dot( tensors ):
    return tf.reduce_sum(tf.mul(tensors[0], tensors[1]), 1, keep_dims=True)

def cos_norm( tensors ):
    dot = tf.reduce_sum(tf.mul(tensors[0], tensors[1]), 1, keep_dims=True)

    s0 = tf.sqrt(tf.reduce_sum(tf.mul(tensors[0], tensors[0]), 1, keep_dims=True))
    s1 = tf.sqrt(tf.reduce_sum(tf.mul(tensors[1], tensors[1]), 1, keep_dims=True))

    return (1 + dot/(s0*s1)) /2 #normalization for label correspondance
```

Простой классификатор

- Зачем нужна нелинейность?
- Зачем нужны слои?





Врач никому не нужен? ☺ Ныряем в прикладные кейсы

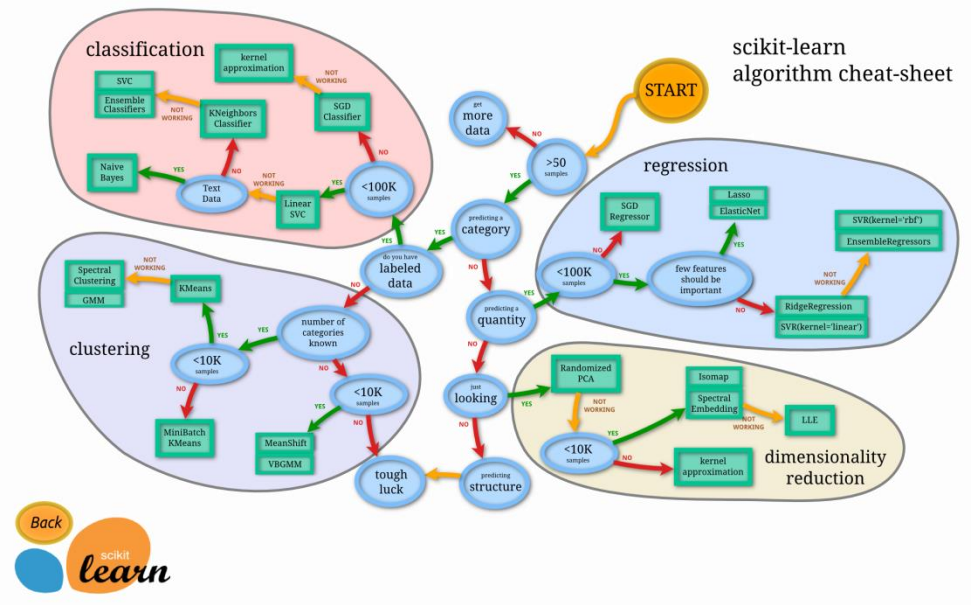
Полезные (готовые) инструменты

- Rapidminer
- SAS
- SPSS
- …

Готовые блоки, серверные редакции (hadoop), графики

Полезные библиотеки (бесплатные)

- Spark MLlib (scala/java/python) – много данных
- scikit-learn.org (python) – мало данных
- R



Рабочее место аналитика

Аналитик

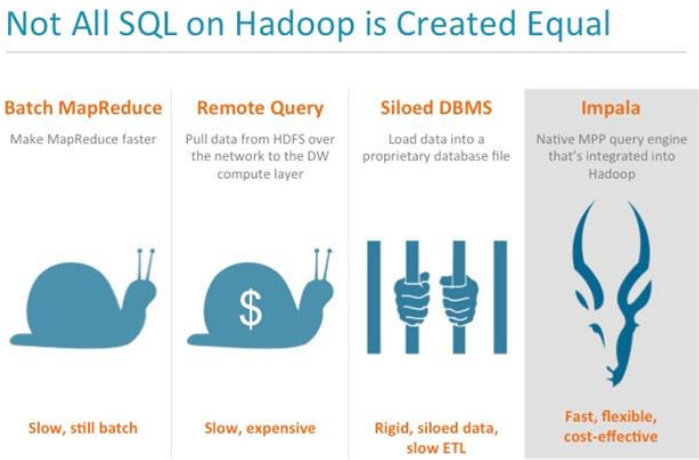
- Организовать сбор данных
- Минимум программирования
- Работа в инструментах (Rapidminer, R, SAS, SPSS)
- Bigdata – как SQL

Война систем хранения

- SQL на MapReduce: Hive, Pig, Spark SQL
- SQL на MPP (massive parallel processing):

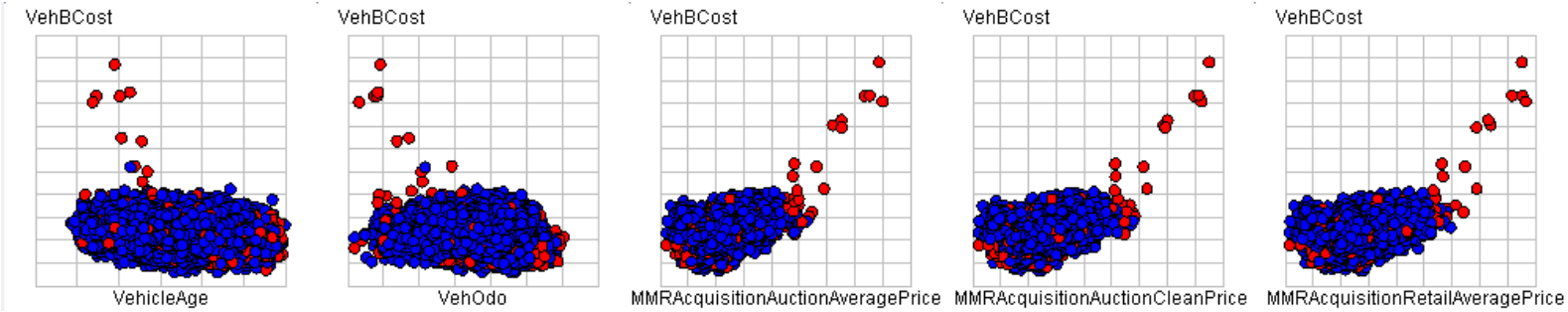
Impala, Presto, Amazon RedShift, Vertica

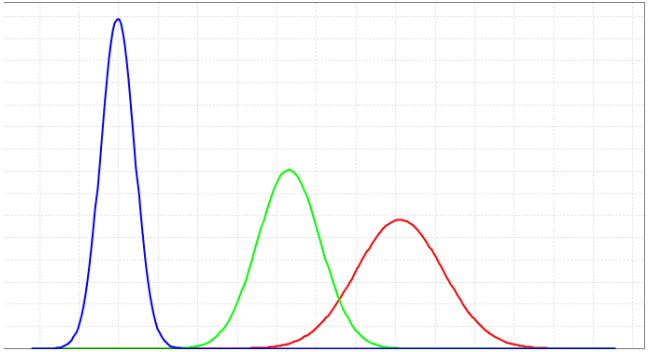
- NoSQL: Cassandra, Hbase, Amazon DynamoDB
- Классика: MySQL, MS SQL, Oracle, …

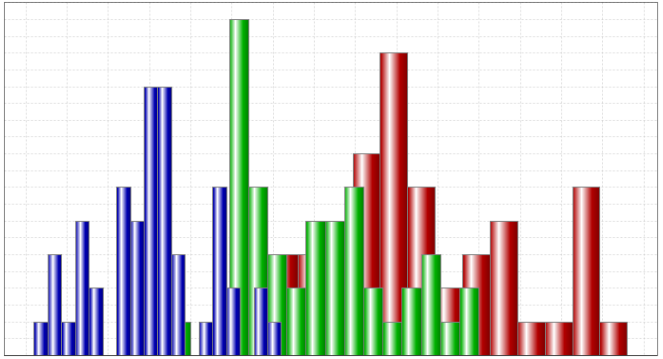


Визуализация

Визуализация!





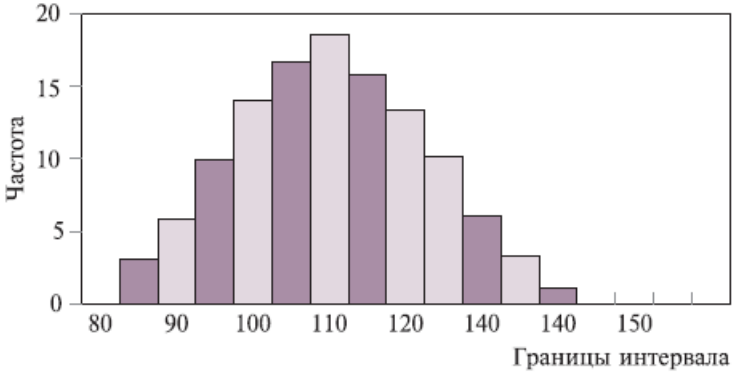


Визуализация!

- Кто мои клиенты (возраст, средний чек, интересы)?
- Тренды, графы
- Корреляция значений
- 2-3, иногда больше измерений
- «Дешевле/проще» кластеризации

Визуализация!

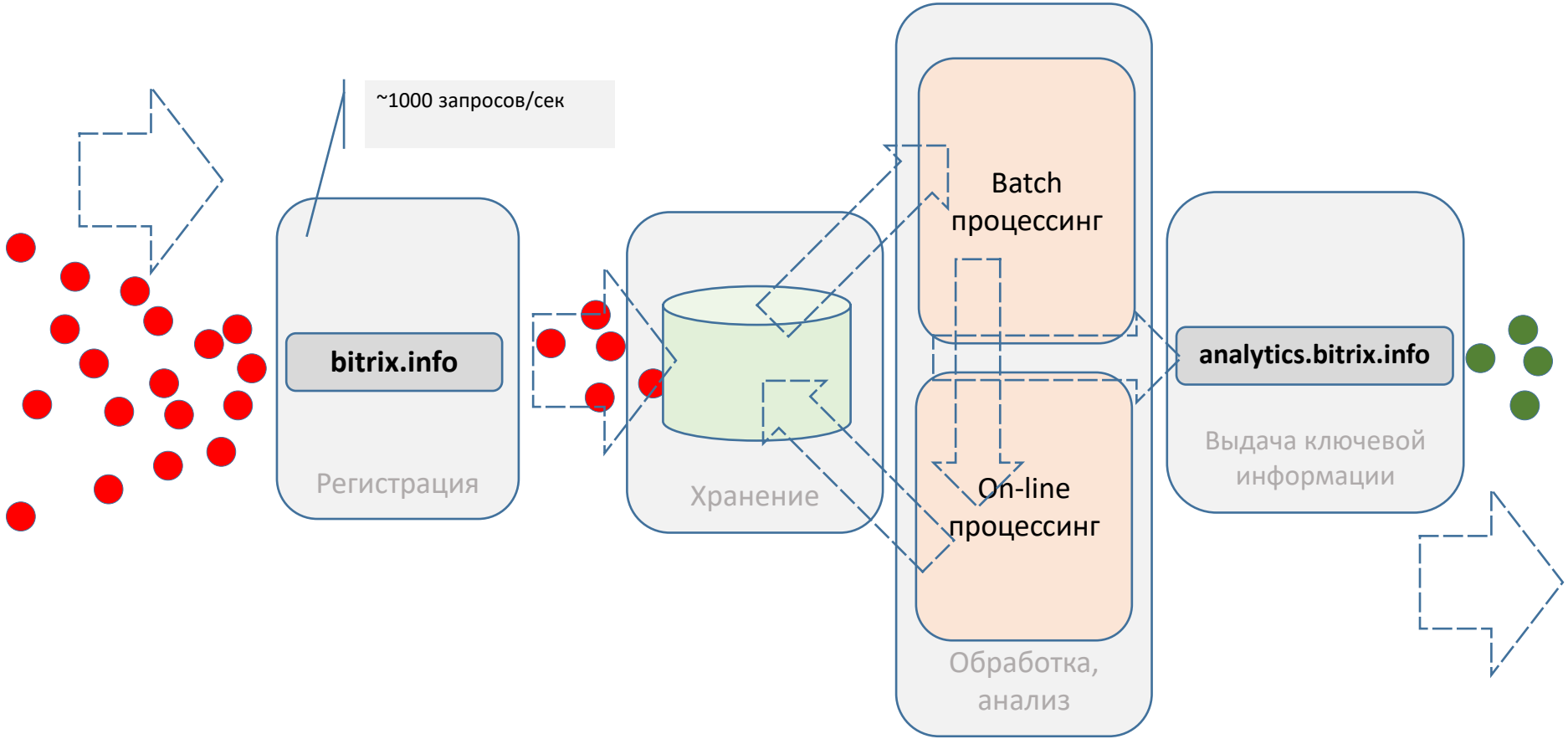
- Гистограмма:
- - Время пребывания клиента в разделе сайта
- - Число платных подписок в зависимости от числа пользователей услуги



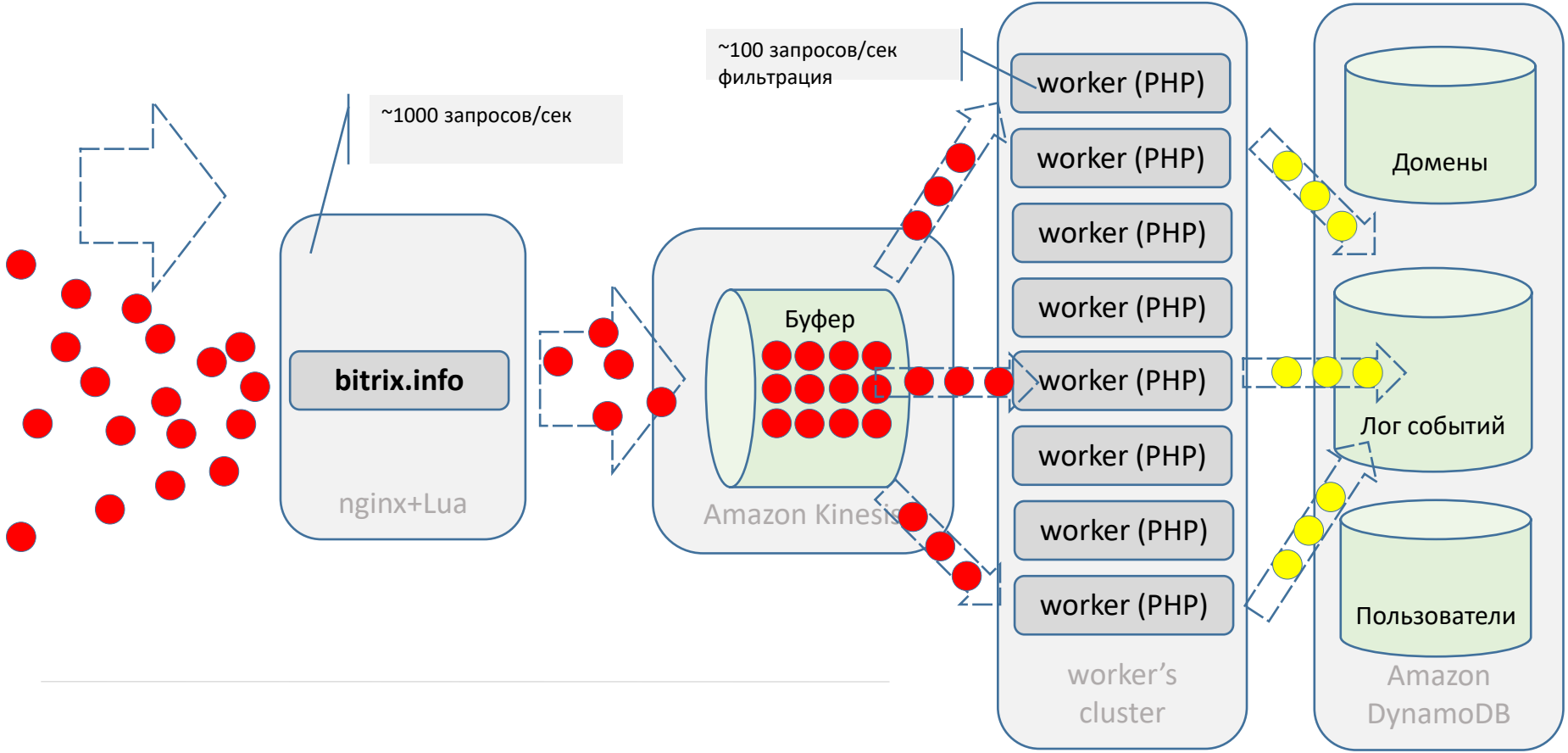
Сервис «Скорость сайта» клиента на Битрикс

1. Собираем хиты из Amazon Kinesis в Redis
2. Хит содержит метрики js navigation timing.
3. Храним последние 1250 хитов (redis list)
4. Удаляем 20% самых долгих
5. Рассчитываем медиану времени отображения страницы в кластере
6. Отдаем на карту, jsonp, RemoteObjectManager

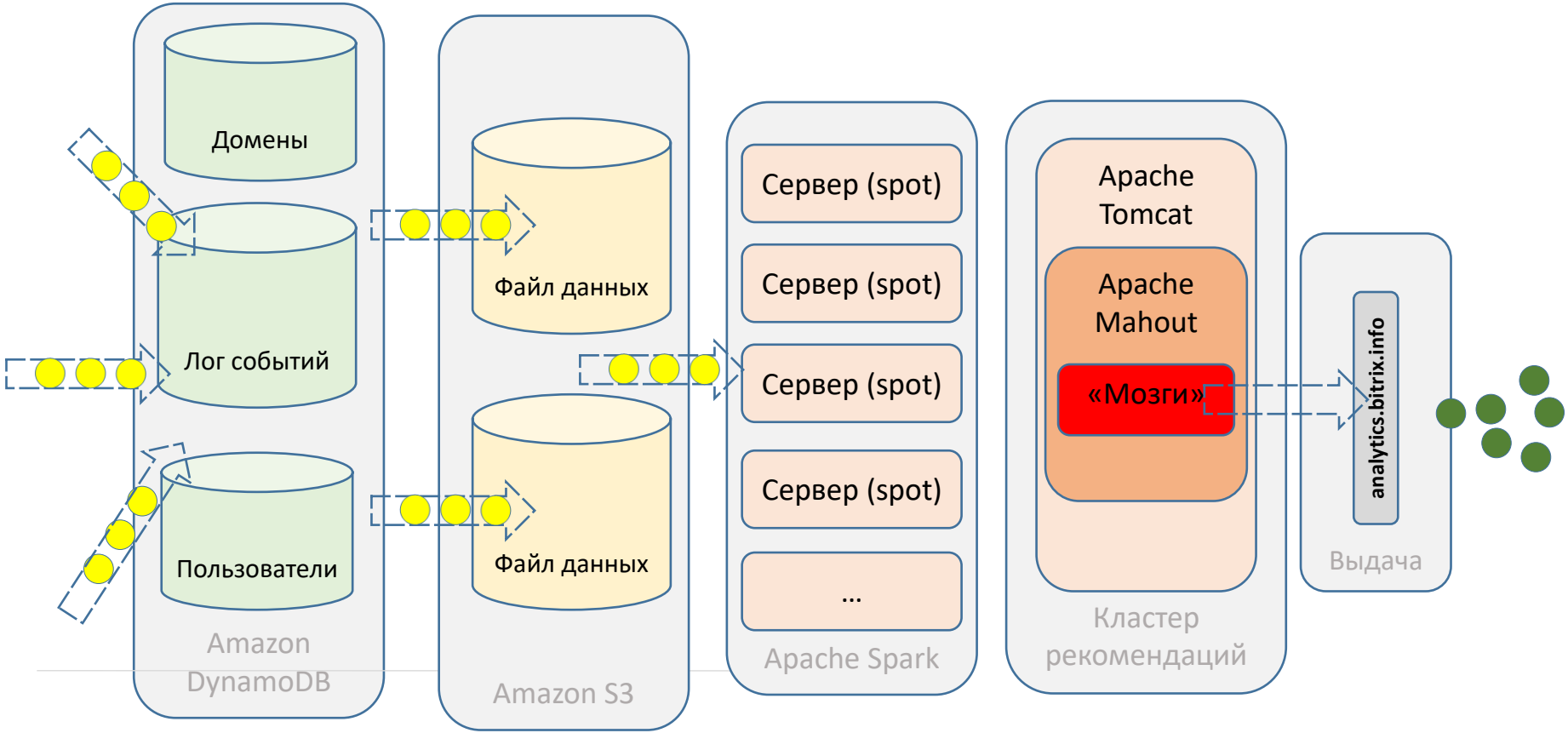
BigData – «под капотом». С птичьего полета.



BigData – «под капотом». Регистрация событий.

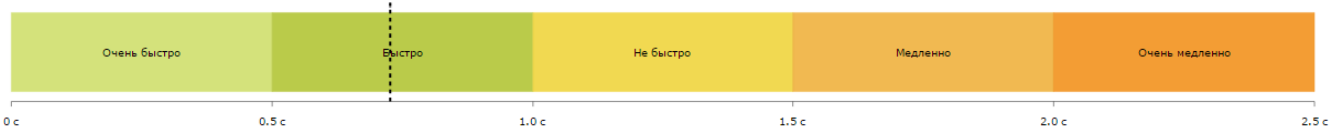


BigData – «под капотом». Обработка, анализ, выдача.



Сервис «Скорость сайта»

Скорость сайта: **Быстро (0.73 сек.)**

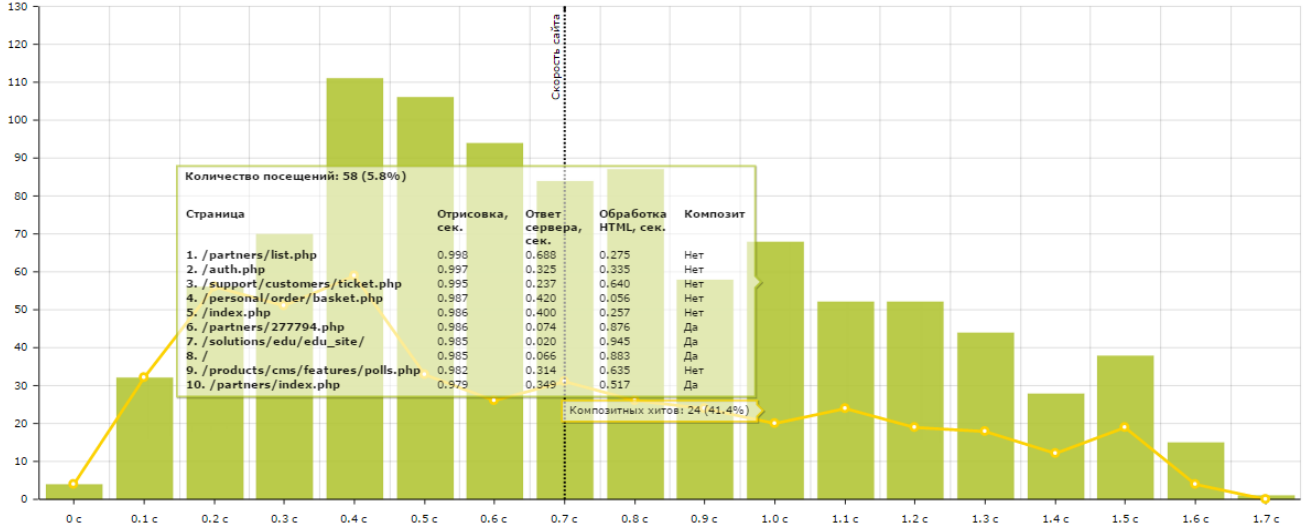


Обработано хитов: **1000** | За период: **21 Июня 13:24 - 21 Июня 13:48** | Композитных хитов: **458 (45.8%)**

Скорость сайта — комплексный показатель комфортности работы с сайтом для посетителей.
Учитывает качество разработки сайта, качество хостинга и доступность сайта по сети. Рассчитывается для 1000 последних посетителей вашего сайта.
Скорость сайта фактически показывает, как быстро отобразился ваш сайт для большинства из этих 1000 посетителей.

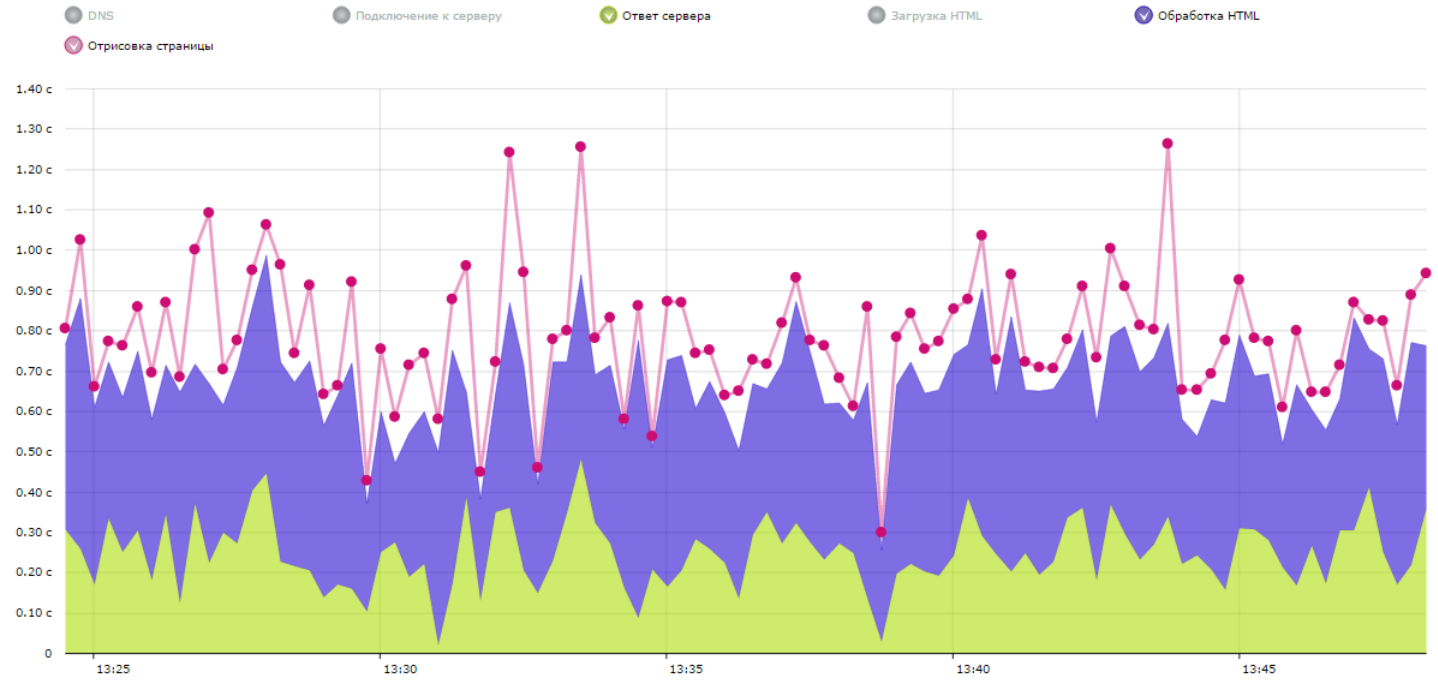
Монитор производительности: **15.57** Композитный сайт: **включено** Ускорение сайта (CDN): **включено**

Распределение скорости сайта по времени



Сервис «Скорость сайта»

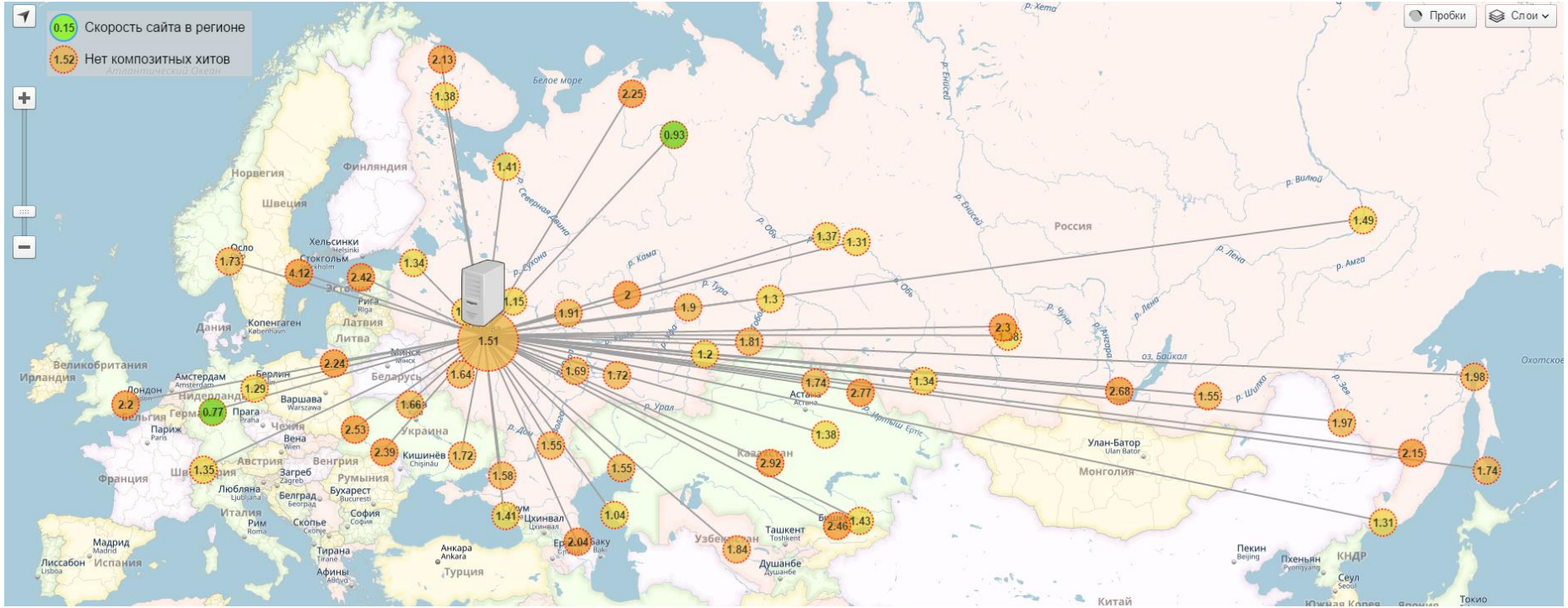
Последние посещения сайта



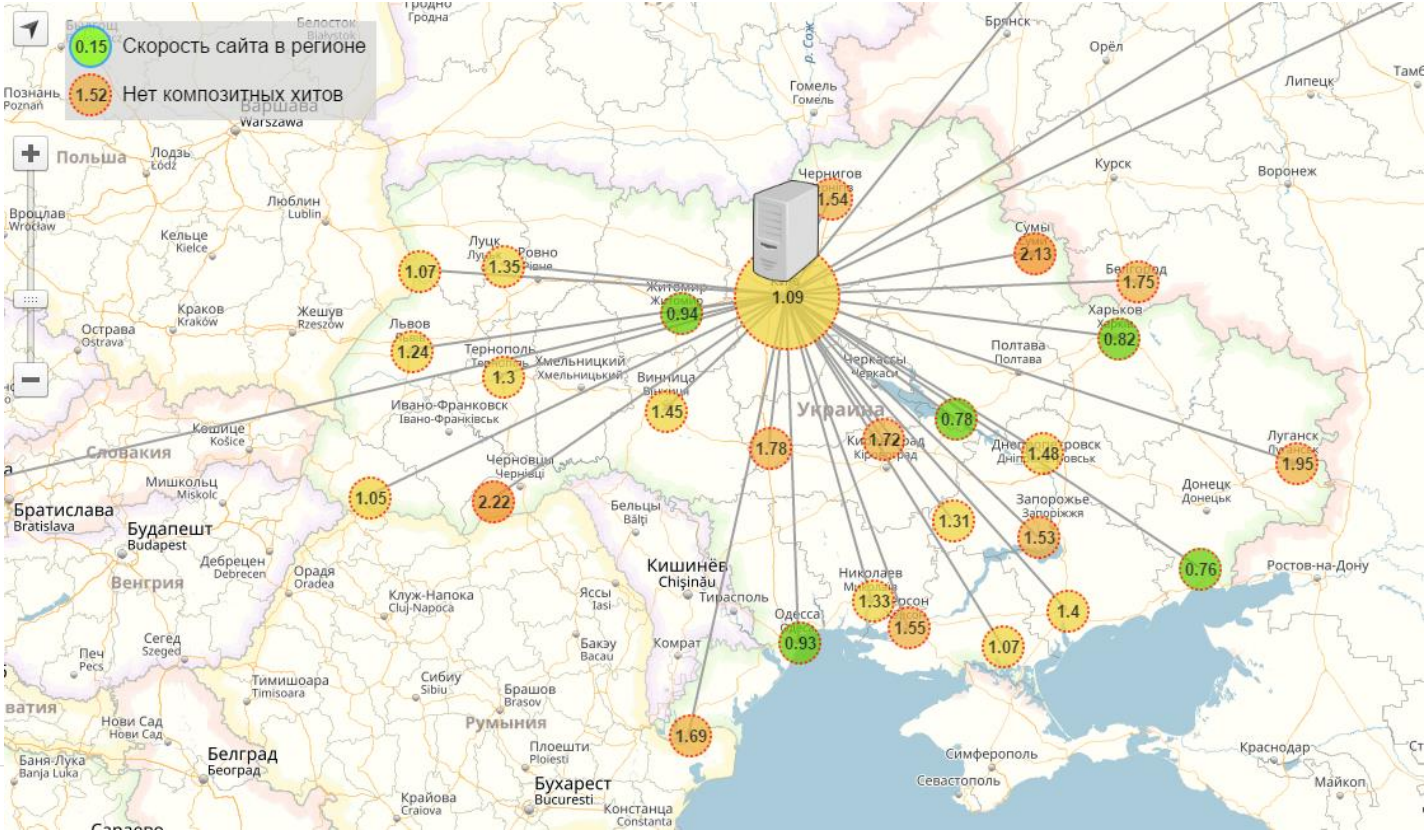
Отрисовка страницы — время от начала перехода на страницу до появления её на экране. Именно по этому показатели считается **Скорость сайта**.
DNS — время выполнения запроса DNS для страницы.
Подключение к серверу — сколько времени компьютер пользователя устанавливает соединение с сервером.
Ответ сервера — время обработки сервером запроса пользователя (включая время реакции сети для местоположения пользователя).
Загрузка HTML — время загрузки HTML страницы без ресурсов (картинки, CSS, Javascript).
Обработка HTML — время, в течение которого браузер обрабатывал содержимое страницы (синтаксический анализ HTML, CSS, обработка элементов JavaScript и отображение страницы) после загрузки её с сервера и до начала отрисовки.

Сервис «Скорость сайта»

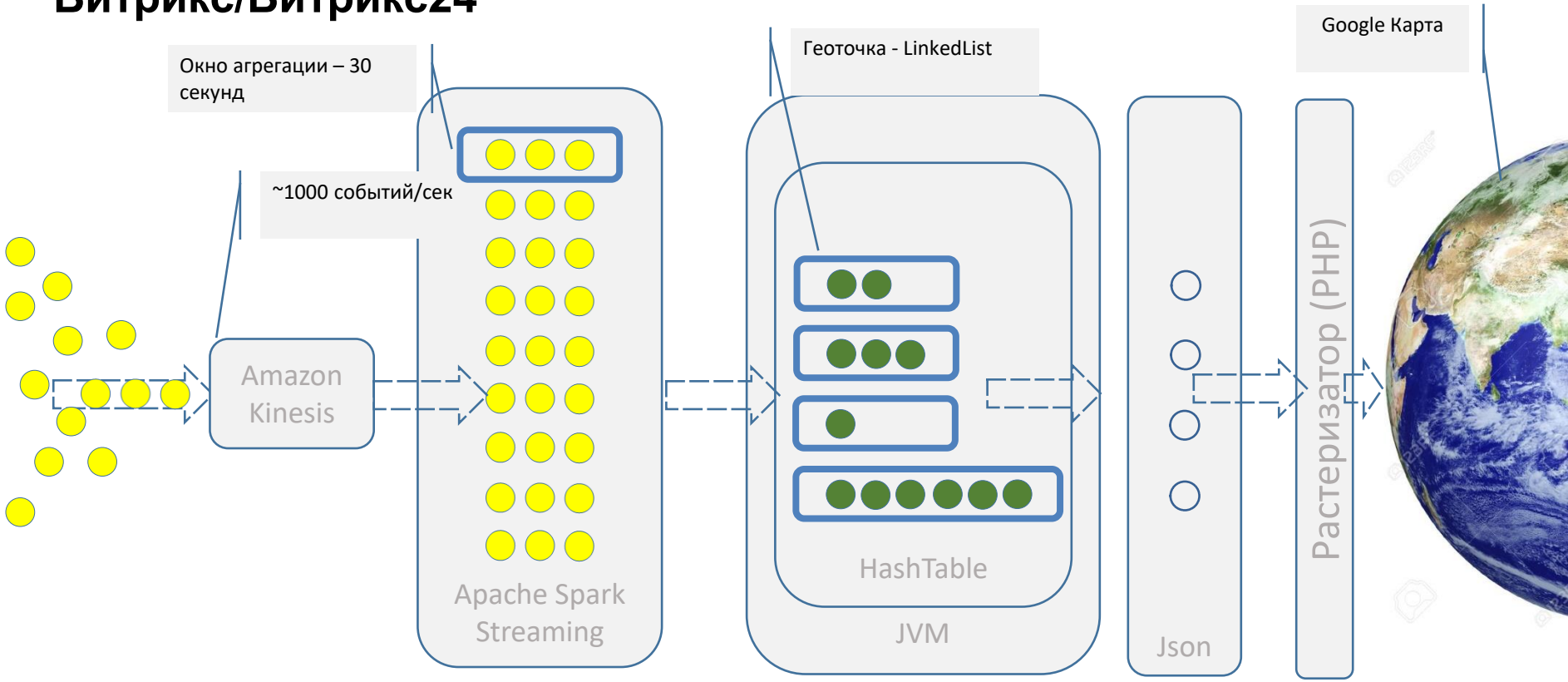
Сервис «Скорость сайта»



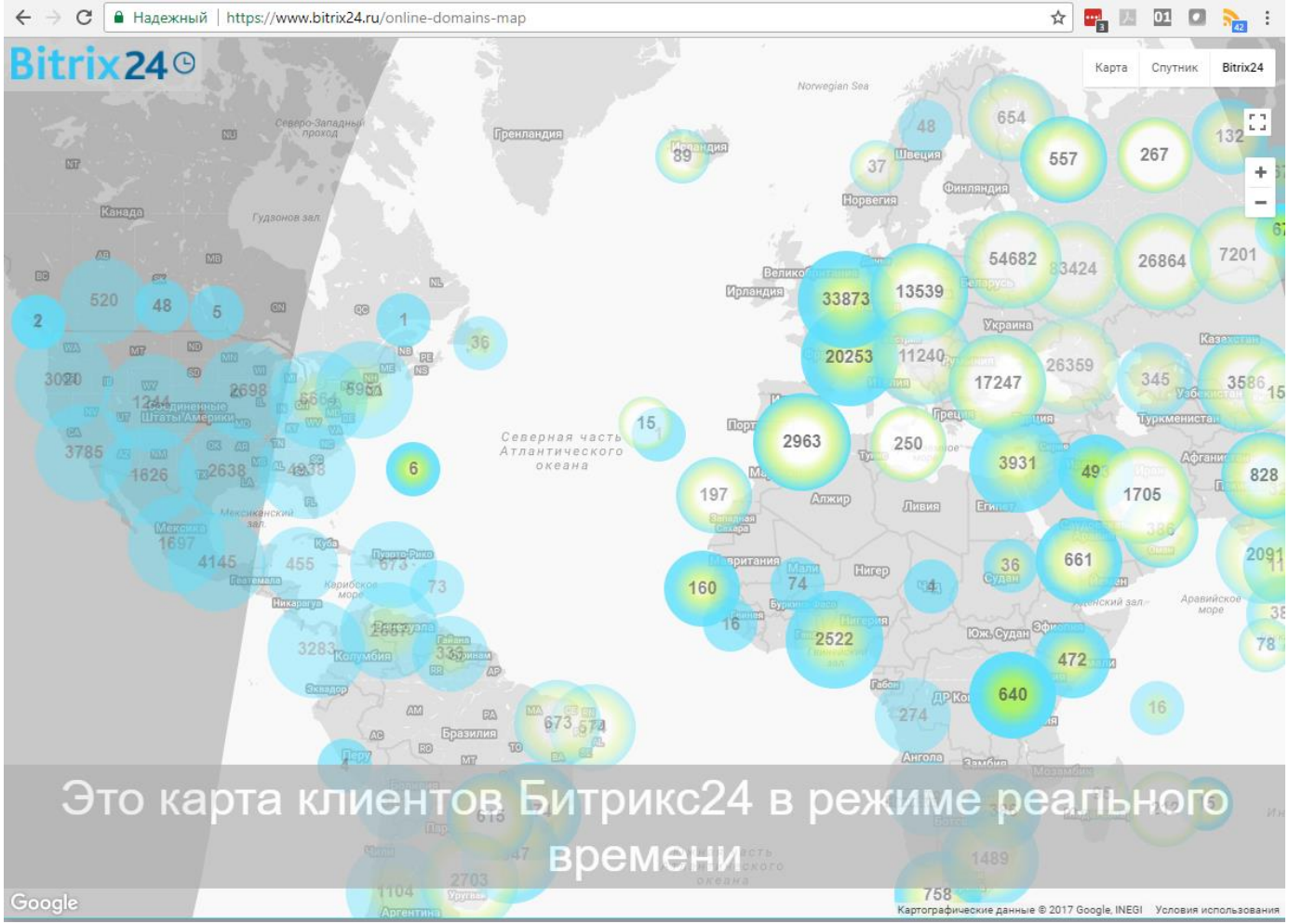
Сервис «Скорость сайта»



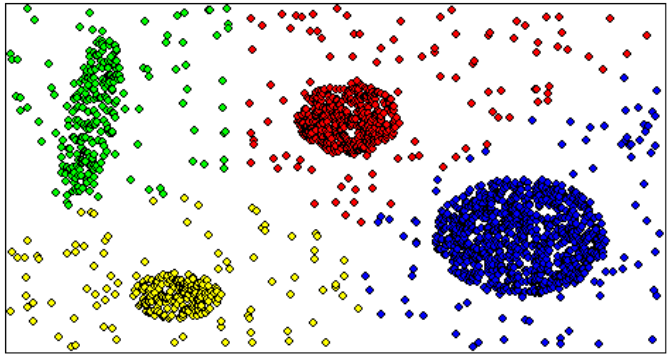
Архитектура карты активности клиентов Битрикс/Битрикс24



Архитектура карты активности клиентов Битрикс24

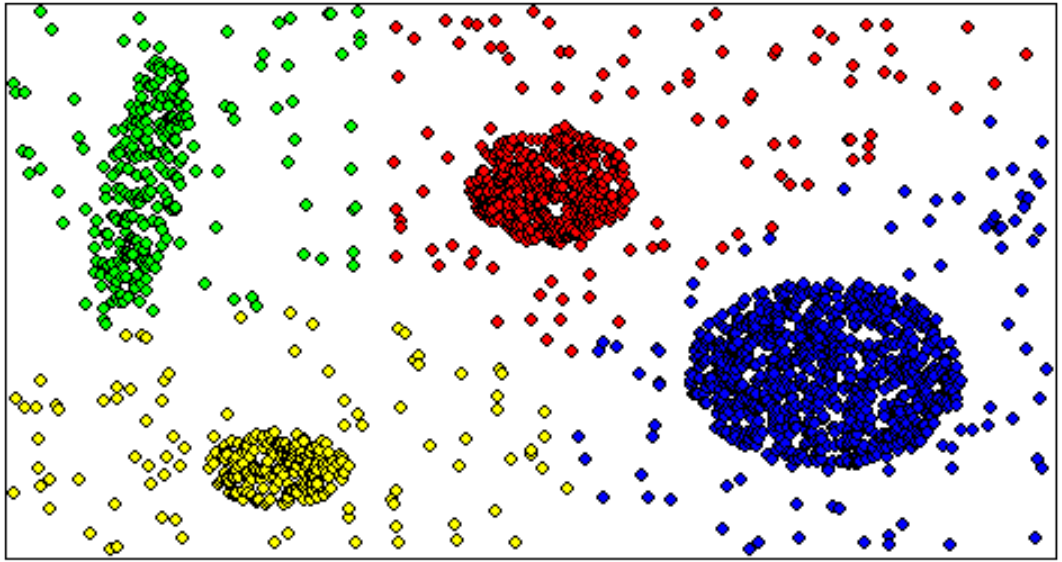


Кластерный анализ



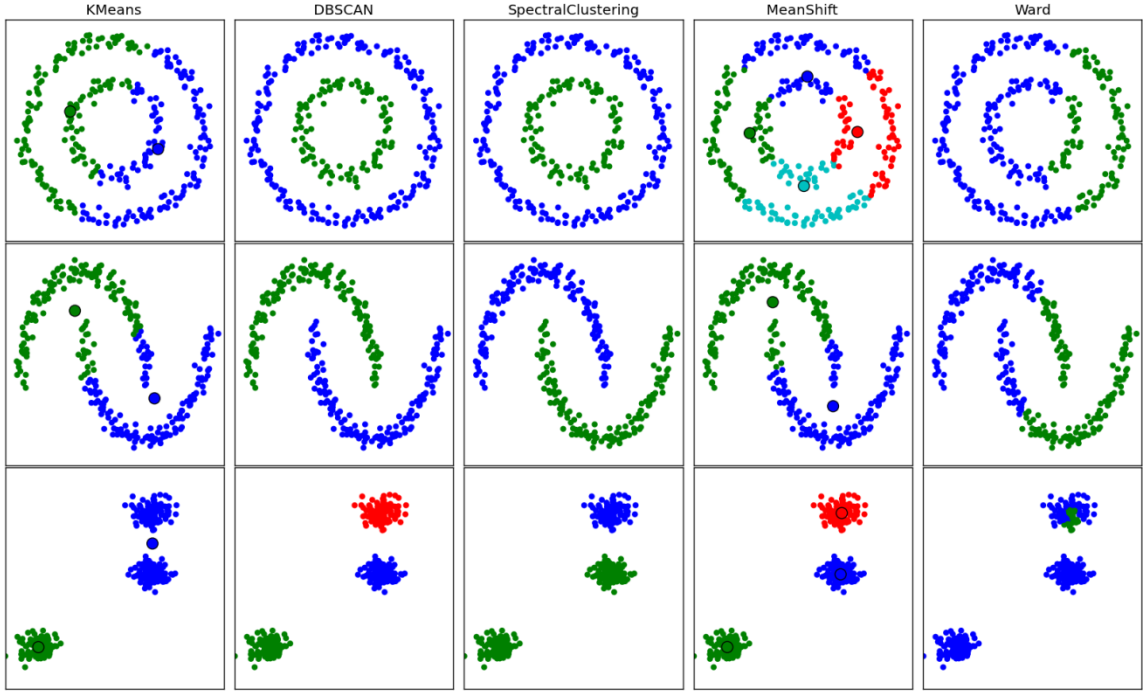
Кластерный анализ

- Когда измерений много
- Если «повезет»
- Четкая/нечеткая
- Иерархическая
- Графы
- Данных много/мало
- Интерпретация



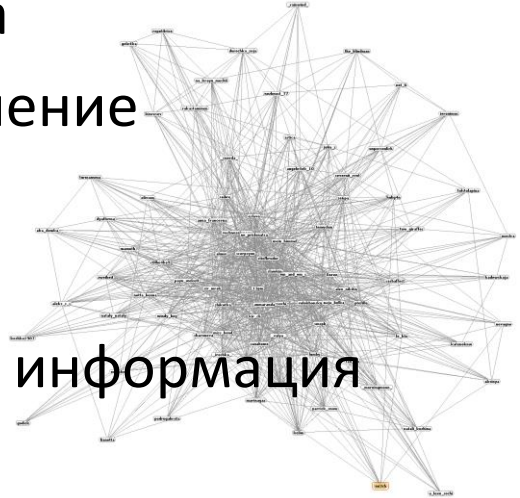
Кластерный анализ

- Иерархическая
- K-means
- C-means
- Spectral
- Density-based (DBSCAN)
- Вероятностные
- Для «больших данных»



Кластерный анализ – бизнес-кейсы

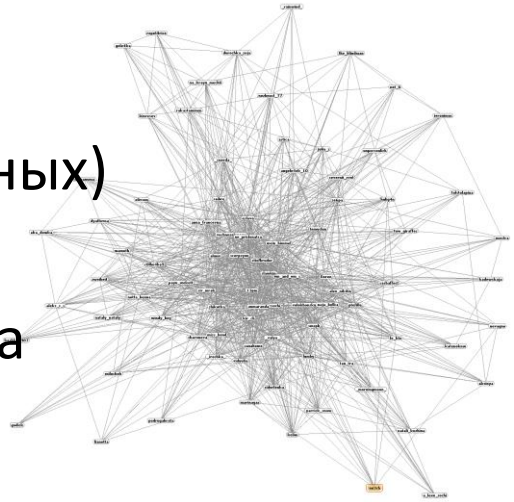
- Сегментация клиентов, типов использования сервиса, …
- Кластеризация «общего» товарного каталога
- Кластеризация графа связей сайтов (пересечение аудитории)



- Маркетинг работает с целевыми группами, информация разбита на «смысловые облака».

Кластерный анализ – оценки на программирование

- Данные должны быть уже собраны
- Анализ в Rapidminer (0.1-2 часа)
- Анализ в Spark Mllib (1-2 дня, много данных)
- Анализ в scikit-learn – аналогично (мало данных)



- На выходе: список кластерных групп, иногда визуализация.
- Метрики качества кластеризации.

Кластерный анализ – риски

- Много данных – медленно!
- Тексты, каталоги товаров …
- Как интерпретировать?

- Рецепты:
- Spark MLlib, векторизация текста, LSH (locality sensetive hashing), word2vec

Кластерный анализ в Битрикс

- События использования инструментов на Битрикс24: задачи, вики, видеозвонки, календарь, чаты, поиск…
- Агрегация метрик по пользователям: Amazon Kinesis -> Amazon DynamoDB -> s3 -> Apache Spark
- Apache Spark Mllib, стандартный k-means – не взлетает, O(n^3)
- «Иерархический k-means с усреднением», Scala, Spark
- На выходе 3-4 группы = типа использования продукта

Коллаборативная фильтрация – «сжатие» Товаров

- «Единый» каталог
- Склеить дубликаты
- Передать «смысл» между Товарами
- Улучшить качество персональных рекомендаций
- Семантическое сжатие размерности, аналог матричной факторизации
- Скорость
- Ранжирование результатов

Minhash

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}.$$

- Min-wise independent permutations locality sensitive hashing scheme
- Снижаем размерность
- Совместима с LSH (следующий слайд)

Pr[hmin(A) = hmin(B)] = J(A,B)

- Размер сигнатуры: 50-500

simhash

Row	S_1	S_2	S_3	S_4	$x+1 \mod 5$	$3x+1 \mod 5$
0	1	0	0	1	1	1
1	0	0	1	0	2	4
2	0	1	0	1	3	2
3	1	0	1	1	4	0
4	0	0	1	0	0	3

Text shingling

- Shingle – «черепица»
- Устойчивость к вариантам, опечаткам

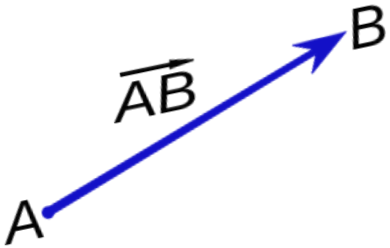
«Штаны красные махровые в полоску»

{«штан», «таны», «аны », «ны к», «ы кра», «крас», …}

«Красные полосатые штаны»

Векторизация описания Товара

- Текст: «Штаны красные махровые в полоску»
- Вектор «bag of words»: [0,0,0,1,0,…0,1,0] – ~ 10000 -1000000 элементов (kernel hack)
- Minhash-сигнатура после shingling:
- [1243,823,-324,12312,…] – 100-500 элементов, совместима с LSH



Locality-Sensitive Hashing (LSH)

- Вероятностный метод снижения размерности
- Использовали для minhashed-векторов
- Banding:

b – корзины, r – элементов в корзине.

P{ “Векторы совпадут хотя-бы в одной корзине” }:

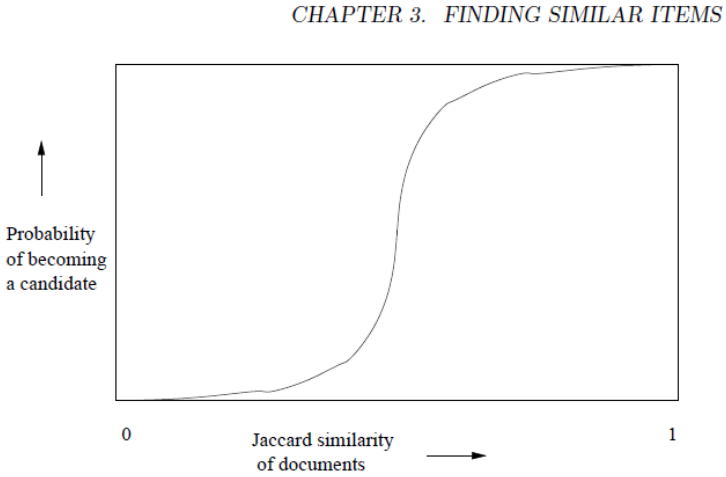
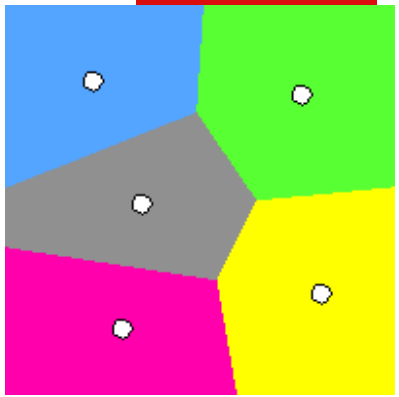


Figure 3.7: The S-curve

An approximation to the threshold is $(1/b)^{1/r}$

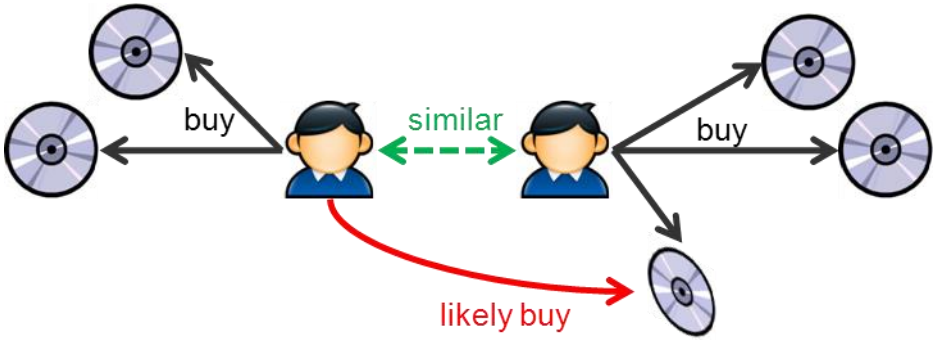
Кластеризация каталога



- Apache Spark
- 2-3 часа, 8 spot-серверов
- 10-20 млн. Товаров => 1 млн. кластеров
- Адекватные по смыслу кластера
- Персональные рекомендации - стали в разы «лучше»
- DynamoDB – хранение кластроидов

application_1437483006918_0346	hadoop	MahoutModelsBuilderClustered	SPARK	default	Sun, 06 Sep 2015 12:00:12 GMT	Sun, 06 Sep 2015 14:39:44 GMT	FINISHED	SUCCEEDED		History

Персонализация

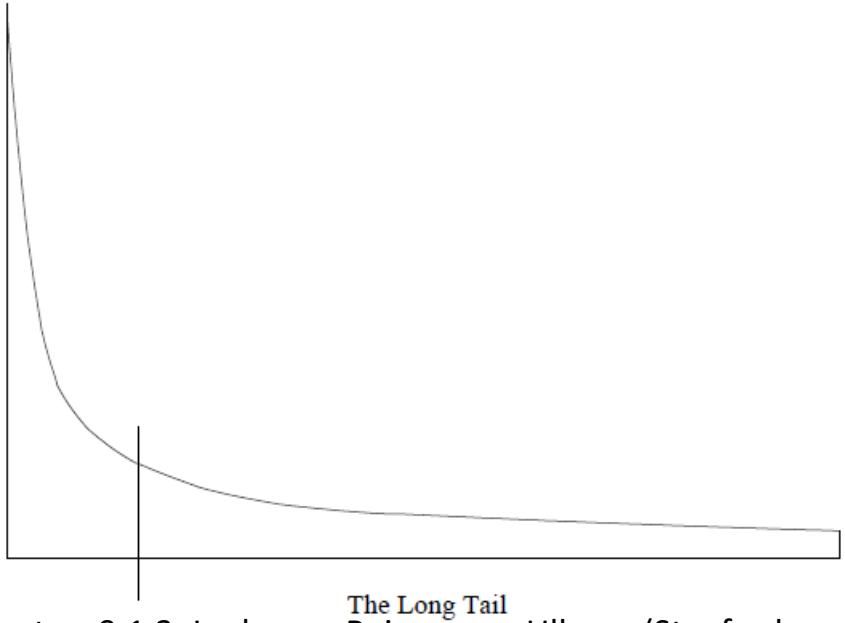


Персонализация

- Релевантный контент – «угадываем мысли»
- Релевантный поиск
- Предлагаем то, что клиенту нужно как раз сейчас
- Увеличение лояльности, конверсии

Объем продаж товаров

- Best-sellers
- Топ-продаж…
- С этим товаром покупают
- Персональные рекомендации



«Mining of Massive Datasets», 9.1.2: Leskovec, Rajaraman, Ullman (Stanford University)

Коллаборативная фильтрация

- Предложи Товары/Услуги, которые есть у твоих друзей (User-User)
- Предложи к твоим Товарам другие связанные с ними Товары (Item-Item): «сухарики к пиву»

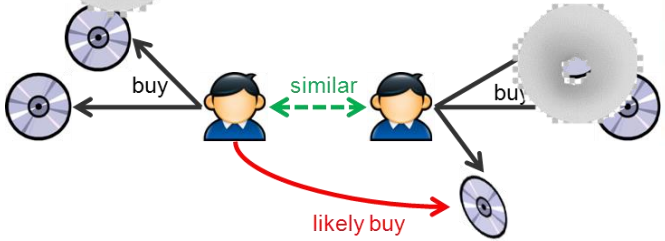
Как работает коллаборативная фильтрация

Матрица:

- Пользователь
- Товар

Похожи[illegible]льзователи

[illegible]жи[illegible]вары



	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6
U_1	✓	✓	✓	✓		
U_2	✓		✓	✓	✓	
U_3		✓				✓

Возможности коллаборативной фильтрации (Item-Item)

- Персональная рекомендация (рекомендуем посмотреть эти Товары)
- С этим Товаром покупают/смотрят/… (глобальная)
- Топ Товаров на сайте

Коллаборативная фильтрация (Item-Item) – сроки, риски

- Apache Spark MLlib (als), Apache Mahout (Taste) + неделька
- Объем данных
- Объем модели, требования к «железу»

Коллаборативная фильтрация (Item-Item) в Битрикс

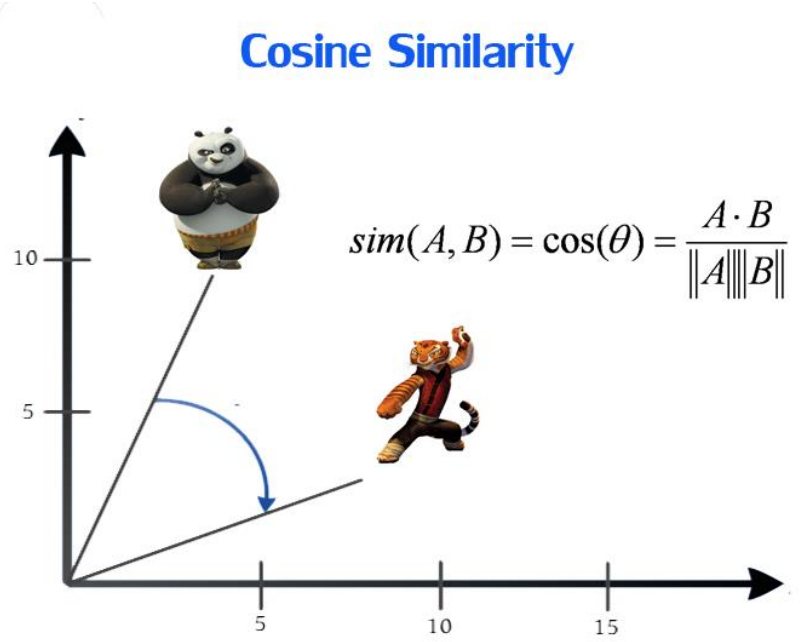
- Были модели по 10-20 миллионов Пользователей/Товаров
- Фильтрация, создание датасета для матрицы: s3->Apache Spark job.->Apache Mahout Taste
- Оставили модель 10 на 10 миллионов для «похожести» Товара на Товар
- Хак: популярный Товар на сайте через похожесть
- Проблема холодного старта

Content-based рекомендации

- Купил пластиковые окна – теперь их предлагают на всех сайтах и смартфоне.
- Купил Toyota, ищу шины, предлагают шины к Toyota

Content-based рекомендации – реализация, риски

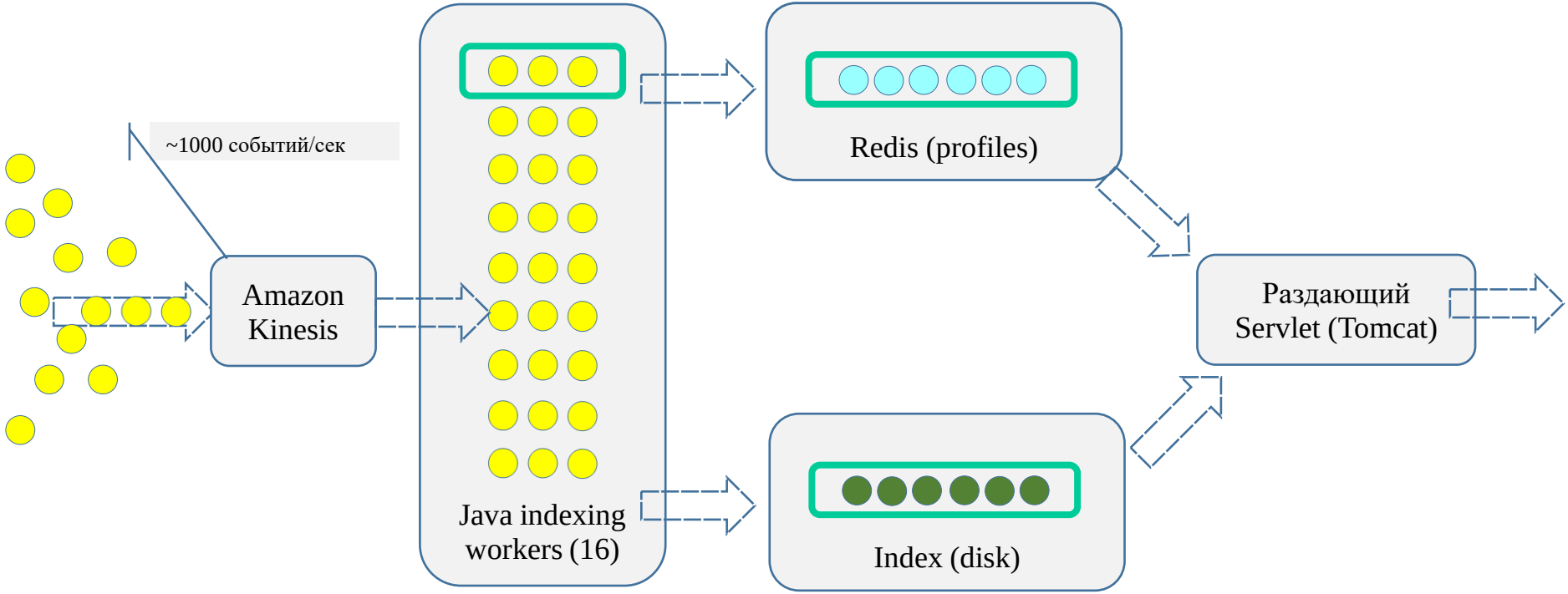
- Поисковый «движок»: Sphinx, Lucene (Solr)
- «Обвязка» для данных
- Хранение профиля Клиента
- Реализация: неделька. Риски – объем данных, языки.



Content-based, collaborative рекомендации - разумно

- Рекомендовать постоянно «возобновляемые» Товары (молоко, носки, …)
- Рекомендовать фильм/телевизор – один раз до покупки
- Учет пола, возраста, размера, …

Content-based рекомендации – в Битрикс



Content-based рекомендации – в Битрикс

- Профиль Пользователя: десятки тэгов
- Стемминг Портера
- Высокочастотные и «специальные» слова
- Алгоритмы вытеснения тэгов
- Куда можно развивать… (word2vec, glove, синонимы ...)

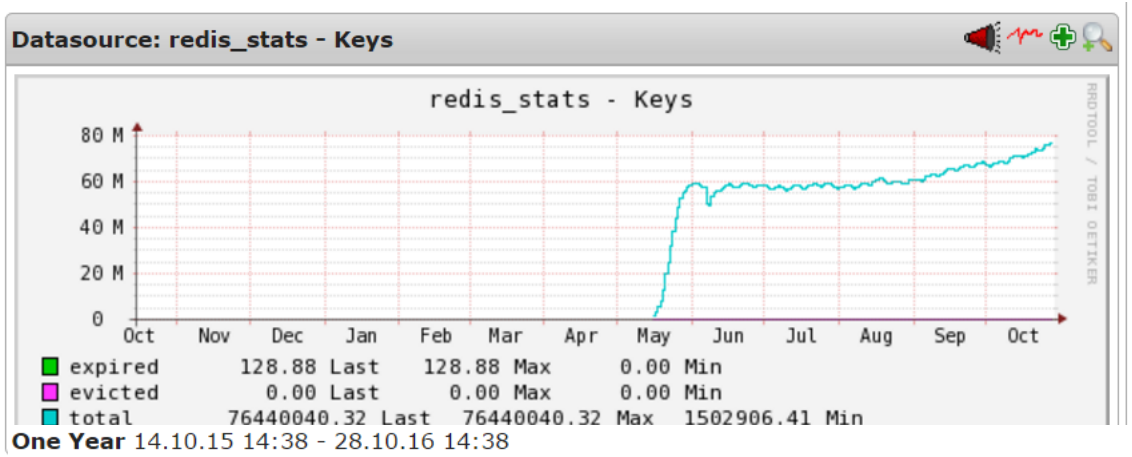
Content-based рекомендации – в Битрикс

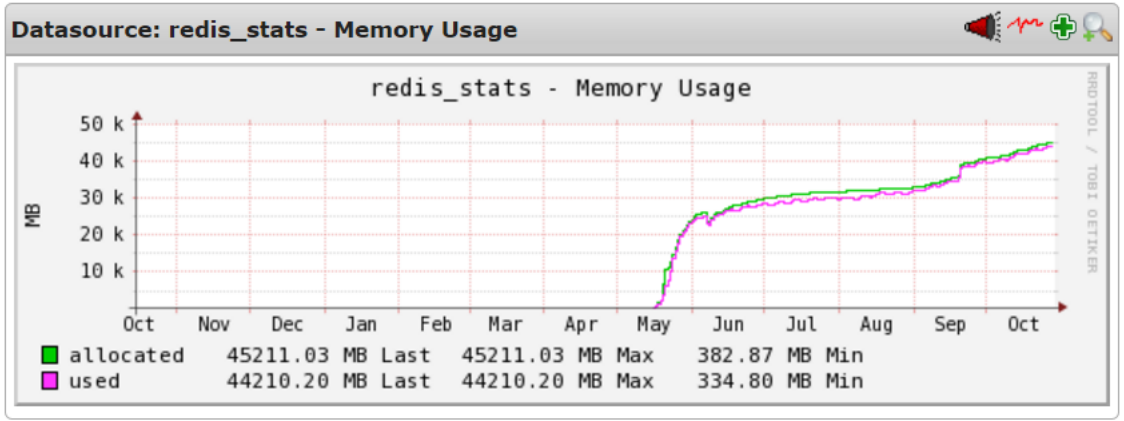
- Многопоточный индексатор, java/lucene
- Amazon Kinesis – как буффер
- Индекс в папке на диске, вытеснение
- Как реализован “онлайн”
- Раздающий Servlet

Content-based рекомендации – в Битрикс

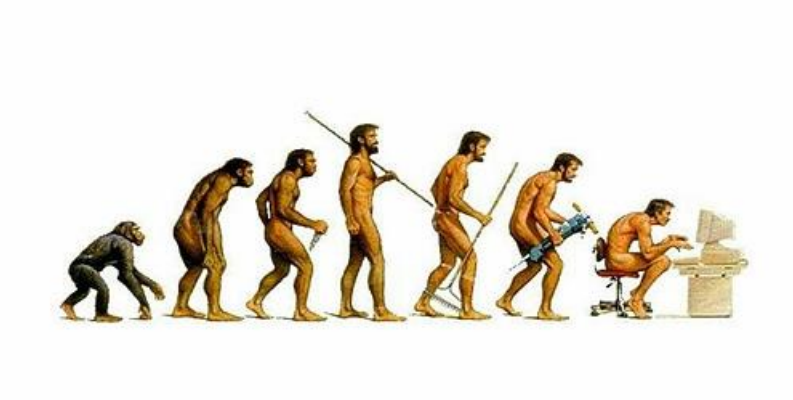
- “Потребители”: десятки тысяч интернет-магазинов
- “Поставщики”: все сайты на Битрикс, больше 100к
- Тэги Профиля: название страницы, h1
- Индекс Товаров: название, краткое описание, разделы
- Индекс: гигабайты, сотни файлов в папке

Content-based рекомендации – в Битрикс





Классификация



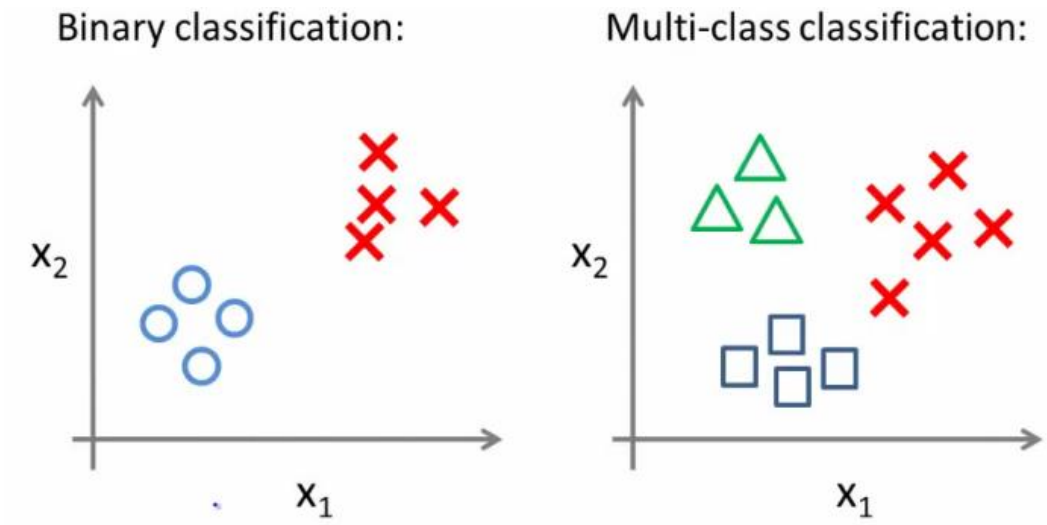
Классификация – это не кластеризация!

- Не путать!
- Кластеризация – автоматическая и если повезет
- Классификация – учим компьютер сами и «везет» чаще
- Пример: фильтрация спама, которую доучиваем

Классификация

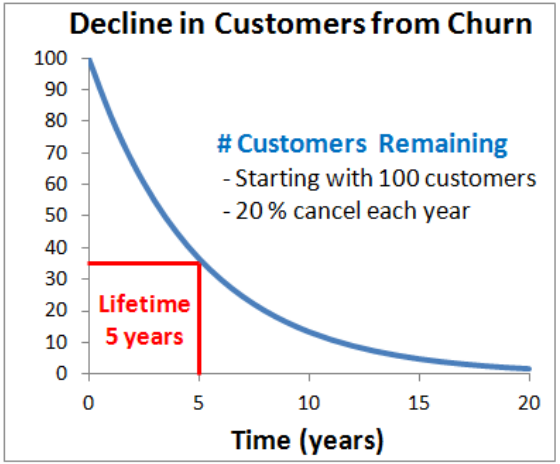
Разбиваем по группам, обучение

- Бинарная
- Мультиклассовая



Классификация – бизнес-кейсы

- Удержание: найти клиентов, которые скоро уйдут (churn-rate)
- Найти клиентов, готовых стать платными
- Найти клиентов, которые готовы купить новую услугу
- Найти готовых уволиться
- Определить у клиента – пол!



Классификация – тонкости

- А как/чем удержать клиентов?
- Определение релевантных групп – зондирование (рассылки, опросы), база моделей
- Оценка качества моделей

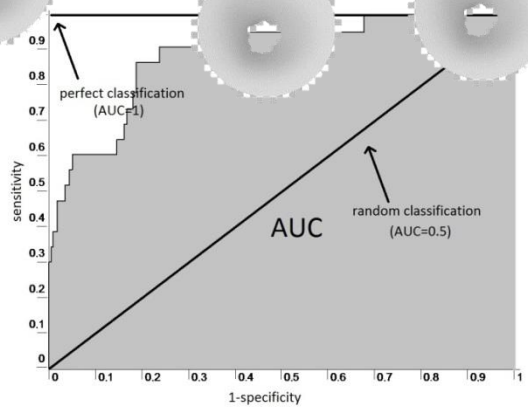
Классификация – реализация, риски

- Определение, нормализация атрибутов
- Feature engineering
- Выбор алгоритма, kernel
- Spark MLlib, scikit-learn – 2-3 дня
- Rapidminer – полчаса

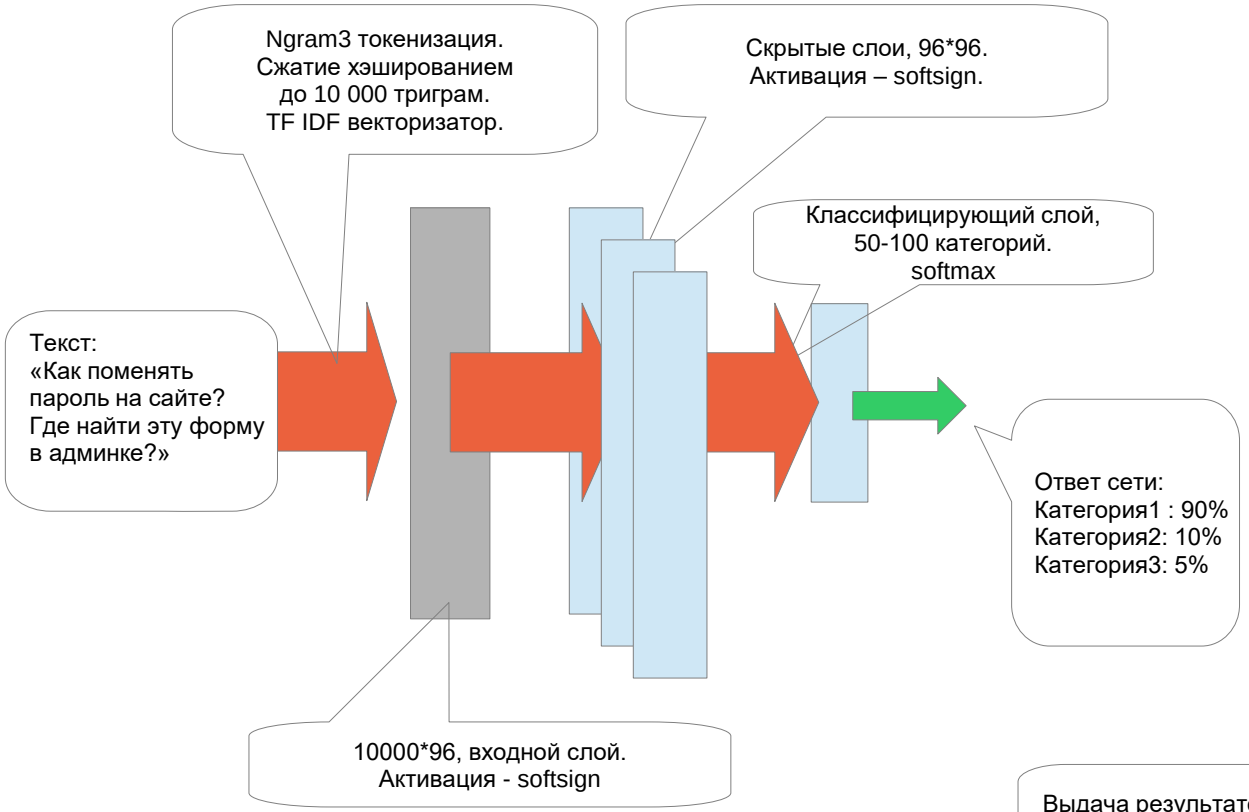
Классификация – качество

- Confusion matrix
- Recall/precision
- Kappa
- AUC

		Predicted	
		Buyer	Non-Buyer
Actual	Buyer	516	[illegible]25
	Non-Buyer	10	[illegible]25



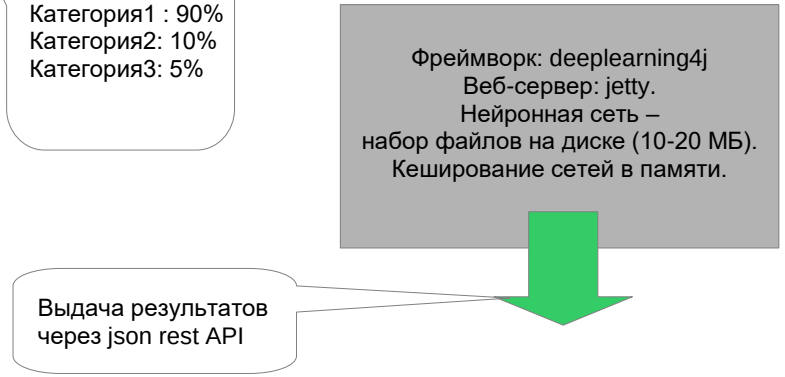
Классификатор обращений техподдержки



Глубокий классификатор, использующий ngrams3 векторизатор и сжимающее хэширование входного вектора.

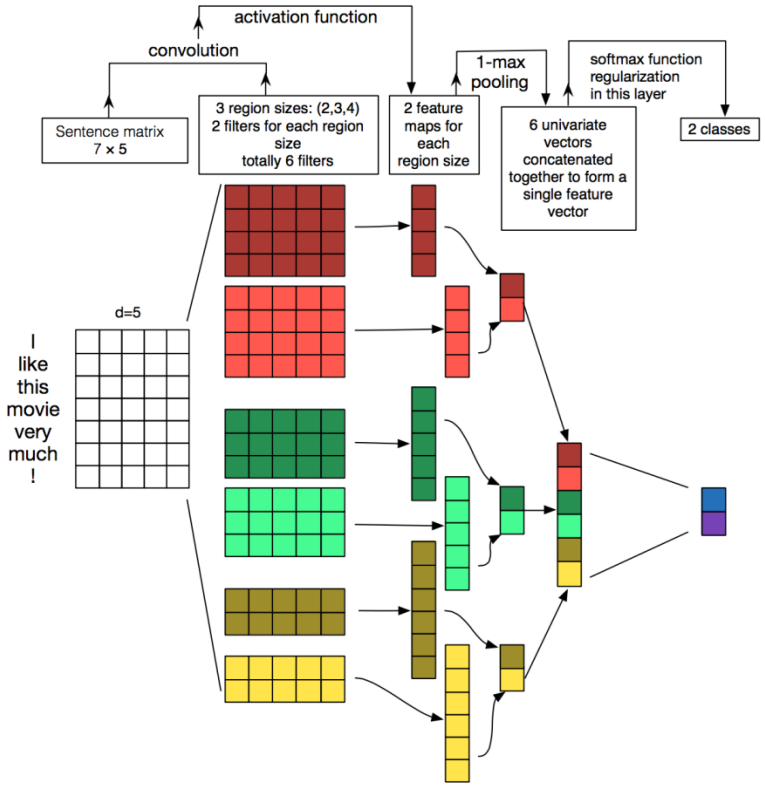
Используем взвешенную cost-функцию для балансирования неравномерного числа примеров в категориях. Иногда добавляем сверточные слои. Иногда лучше работают рекуррентные слои.

Drop out: 0.85, l2: 0.001, learning rate: 0.1, adam, batch=128. В обученной сети: 1-3 миллиона параметров.



1D свертка для классификации текстов

- Глубокий аналог ngrams, очень быстрое обучение на GPU
- Word/char-based 1D convolution
- Пилотная сеть для техподдержки в Битрикс. Увеличение качества на 30%.



Классификатор обращений техподдержки Битрикс24

 # 1 15.06.2017 22:18:01
Михаил Вопросченко [клиент]

Управление сайтом > Перенос, резервное копирование

Текст ошибки или описание проблемы:
Сайт удалили вместе со всем содержимым. Пытаюсь восстановить из облачного хранилища, требуется ключ но я не могу его найти

 # 2 15.06.2017 22:18:01
- Категория: Резервное копирование и перенос

 # 3 15.06.2017 22:18:01

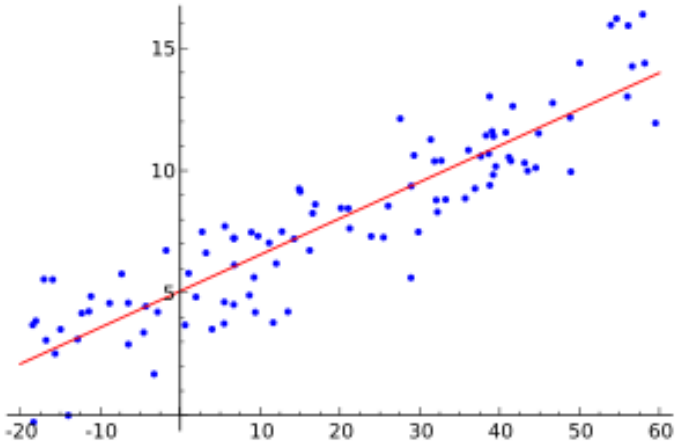
[987377] резервное копирование и перенос: 89%
[987327] главный настройка: 8%
[987296] обновления: 2%

 # 4 15.06.2017 22:18:01
[auto]
- ответственный: Валентин Помощников [техподдержка]

Классификация – компании-клиенты Битрикс24

- Кто из бесплатников станет платником?
- Кто из платников уйдет?
- Больше 2.5 миллиона зарегистрированных компаний
- Сбор счетчиков (десятки метрик) и агрегация в Apache Spark
- Классификация, Apache Spark MLlib, логистическая регрессия с регуляризацией
- Выгрузка моделей в админки для маркетинга, рассылки, конверсия на 2-3 процента выше
- Минус: небольшой охват с уверенным предсказанием

Регрессия

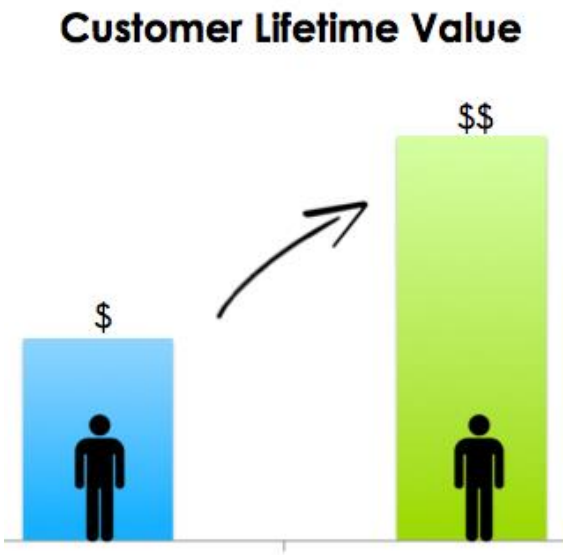


Регрессия

- Предсказать «циферку»
- Стоимость квартиры, автомобиля на рынке
- Ценность клиента для магазина
- Зарплата на данную вакансию
- и т.д.

Регрессия – customer lifetime value (CLV)

- Пришел клиент, а он потенциально прибыльный!
- Система лояльности, удержания
- Подарки, скидки, …



Регрессия – реализация, риски

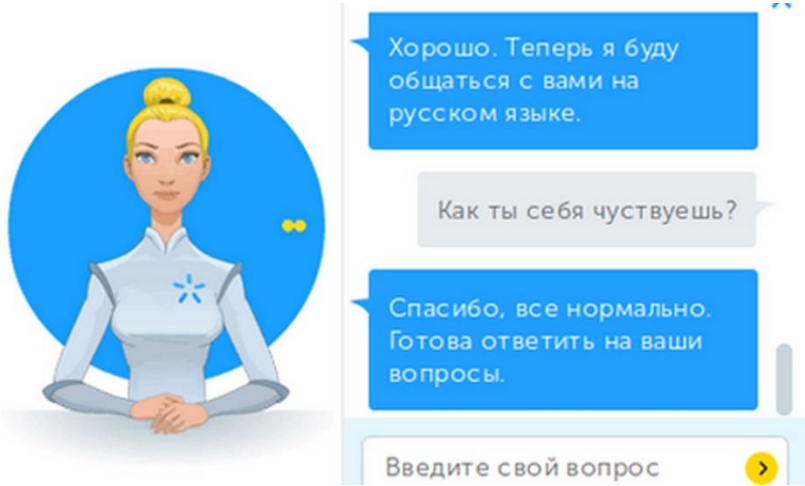
- Выявление атрибутов
- Выбор алгоритма
- Spark MLlib – не работает, scikit-learn – 1-2 дня
- «Регрессия» в Битрикс24 – CLV сделали через классификацию по дискретным ступеням

Reinforcement learning

Автоматическое A/B-тестирование

- Создаем наборы: главной, баннеров, корзины, мастера заказа
- Ставим цель – оформление заказа
- Клиенты обучают систему - автоматически
- Система отображает самые эффективные элементы интерфейса

Чатботы

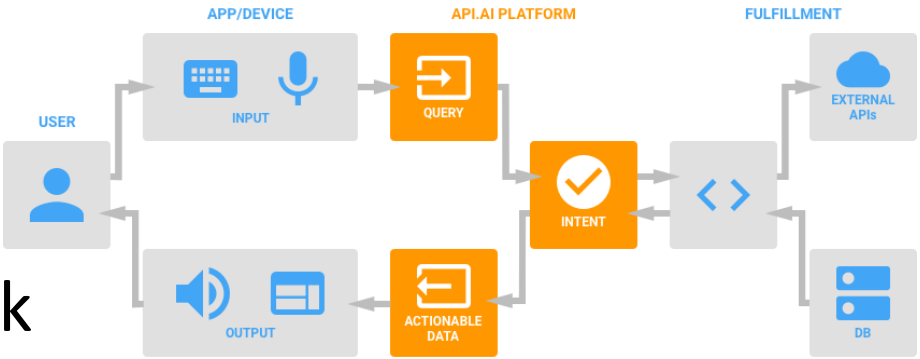

Хорошо. Теперь я буду общаться с вами на русском языке.
Как ты себя чуствуешь?
Спасибо, все нормально. Готова ответить на ваши вопросы.
Введите свой вопрос

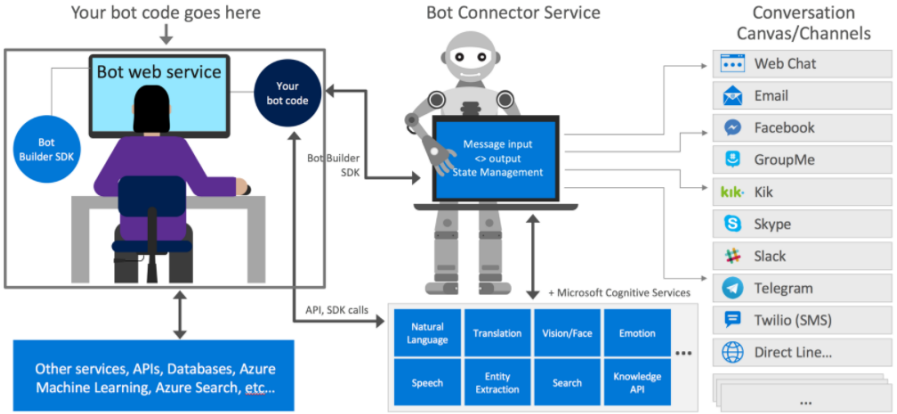
Чатботы – технологии «попроще»

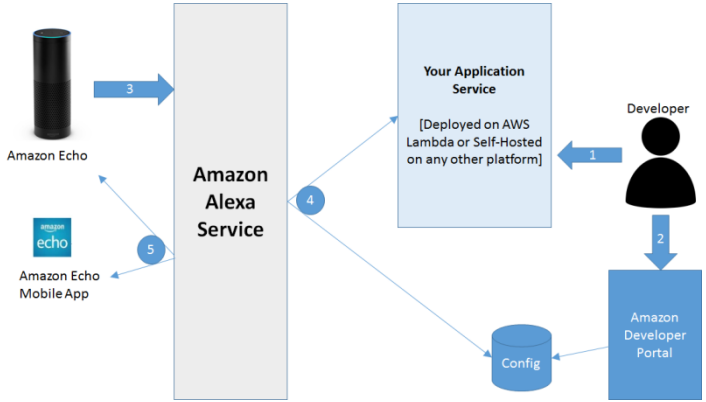
- Регулярные выражения
- Примитивные «движки» с правилами
- Заполнение цепочки форм
- Вычленение фактов из теста и выполнение действий
- api.ai – простой движок на веб-хуках

Чатботы – фреймворки

- api.ai
- Amazon Alexa
- Microsoft Bot Framework







Чатботы – фреймворки, элементы

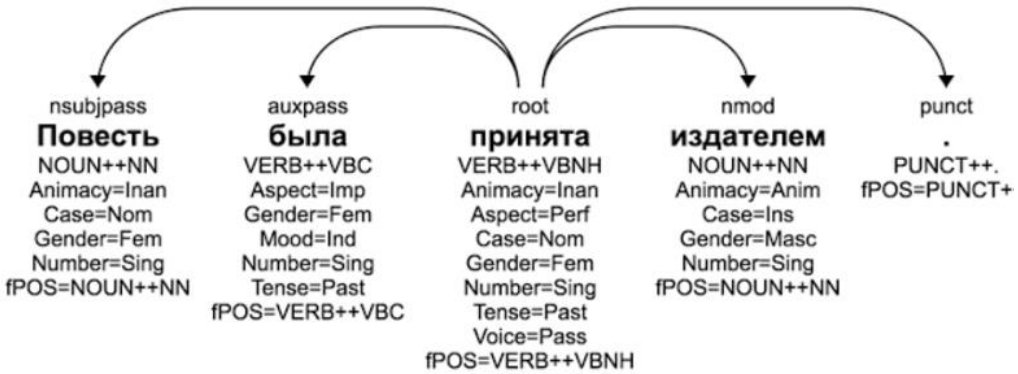
Google Cloud Natural Language

- Анализ тональности текста (ML)
- Анализ тональности упоминаний (ML)
- Вычленение ряда фактов (личности, места, и т.п.)

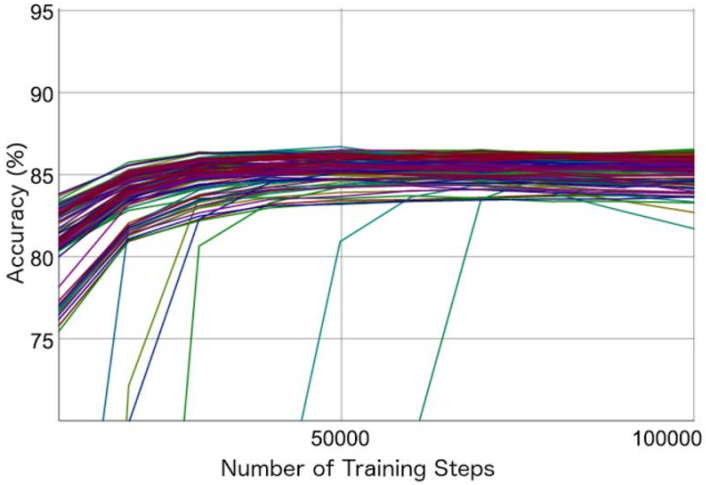
Чатботы – элементы

Google SyntaxNet, Parsey’s Cousins

>40 языков



Parse trees showing dependency labels, parts of speech, and morphology.

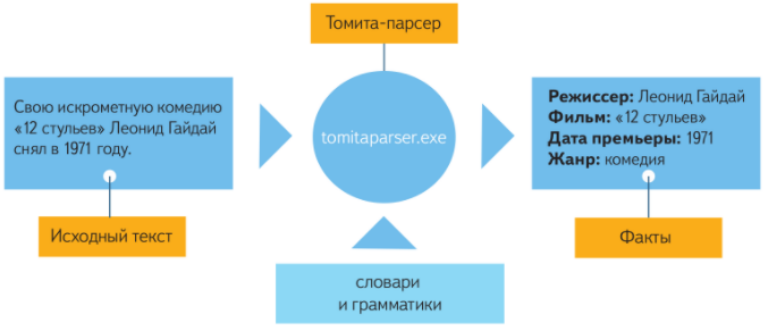


Чатботы – элементы

Яндекс, Томита.Парсер. Вычленение фактов.

текст	*Иван*	*родился*	*в*	*Нижнем*	*Новгороде*
леммы	иван	родиться	в	нижний	новгород
грамматические признаки	S, persn, nom, sg, m, anim	V, praet, sg, indic, m, ipf, intr	PR	A, abl, sg, plen, m, n	S, geo, abl, sg, m, inan
kw-type		born		city	
терминалы	AnyWord<gram="persn">	Verb<kwtype="born">	"в"	Noun<kwtype="city">	
нетерминалы	Person	Born	"в"	City	
интерпретация (поля факта)	BornFact.Person			BornFact.Place	

текст	*Михаил*	*появился*	*на*	*свет*	*в*	*Петербурге*
леммы	Михаил	появиться	на	свет	в	Санкт-Петербург
грамматические признкаи	S, persn, nom, sg, m, anim	V, praet, sg, indic, m, pf, intr	PR	S, nom, acc, sg, m, inan	PR	S, geo, abl, sg, m, inan
kw-type		born				city
терминалы	AnyWord<gram="persn">	Verb<kwtype="born">			"в"	Noun<kwtype="city">
нетерминалы	Person	Born			"в"	City
интерпретация (поля факта)	BornFact.Person					BornFact.Place



Чатботы – элементы

Морфологический словарь?

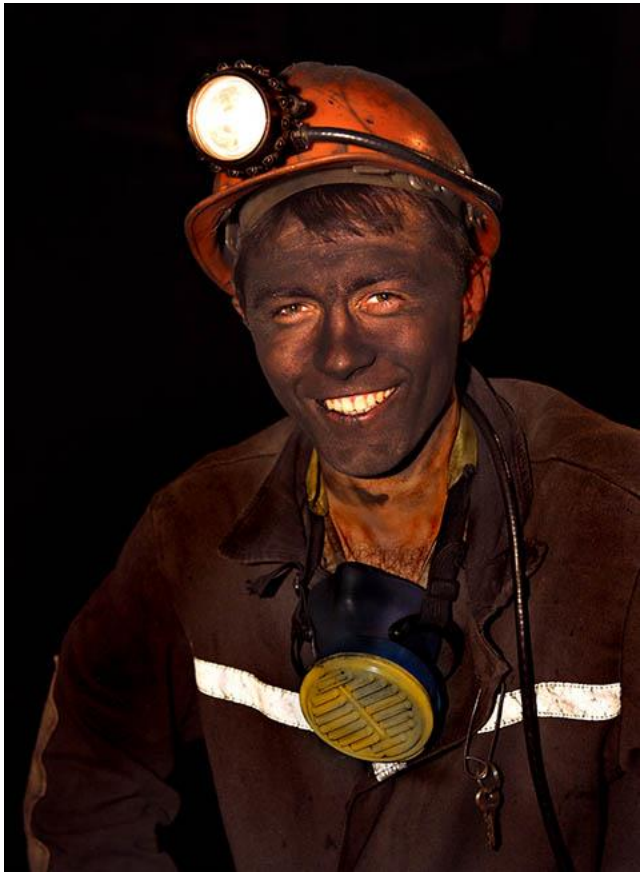
Словарь синонимов?

Семантический граф?

Гипонимы/гиперонимы

Устранение неоднозначностей…

Национальный корпус русского языка…



Чатботы – подводные камни

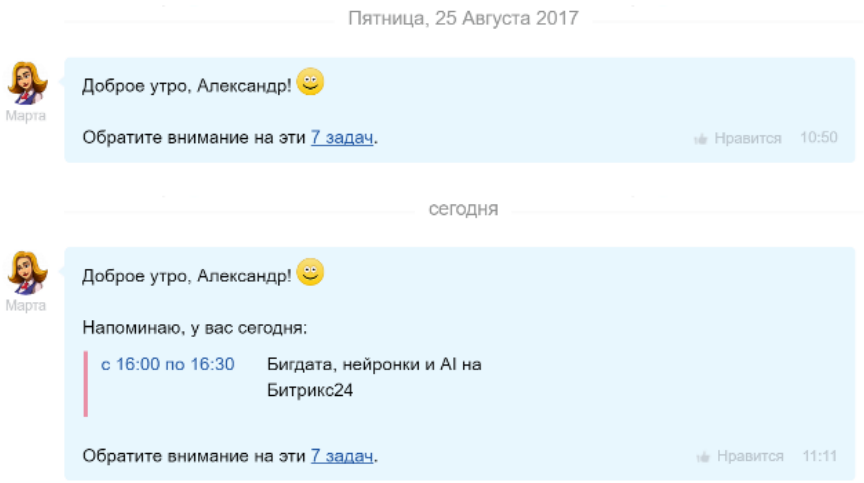
- Нужна платформа (окошки, кнопочки, API)
- Нужно писать много правил
- Отдельные правила для каждого языка
- Нужно много данных для обучения нейросетей

Чатботы – кейсы применения

- Узкая специализация: пиццерия, магазин, справка (ИНН), база знаний, распознавание изображений
- Сбор фактов и выполнение действия (заказ пиццы, билета)
- «Точечное» машинное обучение: анализ тональности, классификация, вычленение фактов

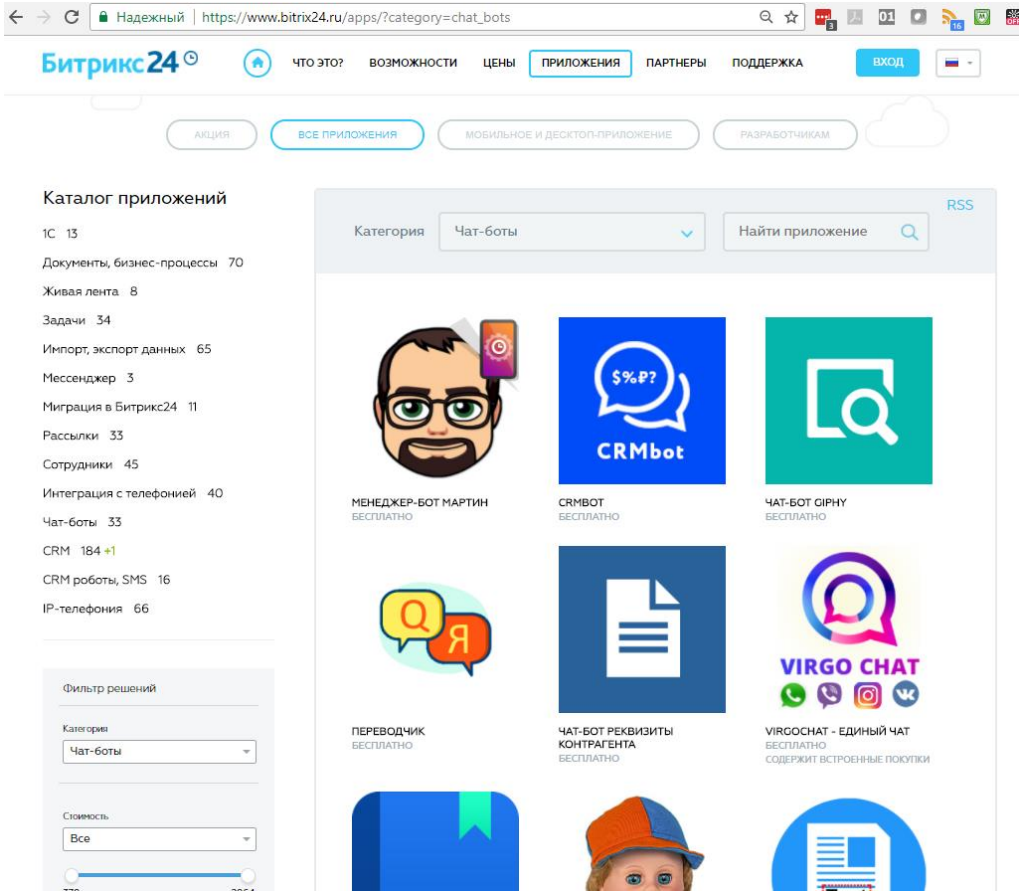
Чатботы – «Марта»

- Я – пользуюсь
- Удобно
- Сжатая, полезная информация каждое утро



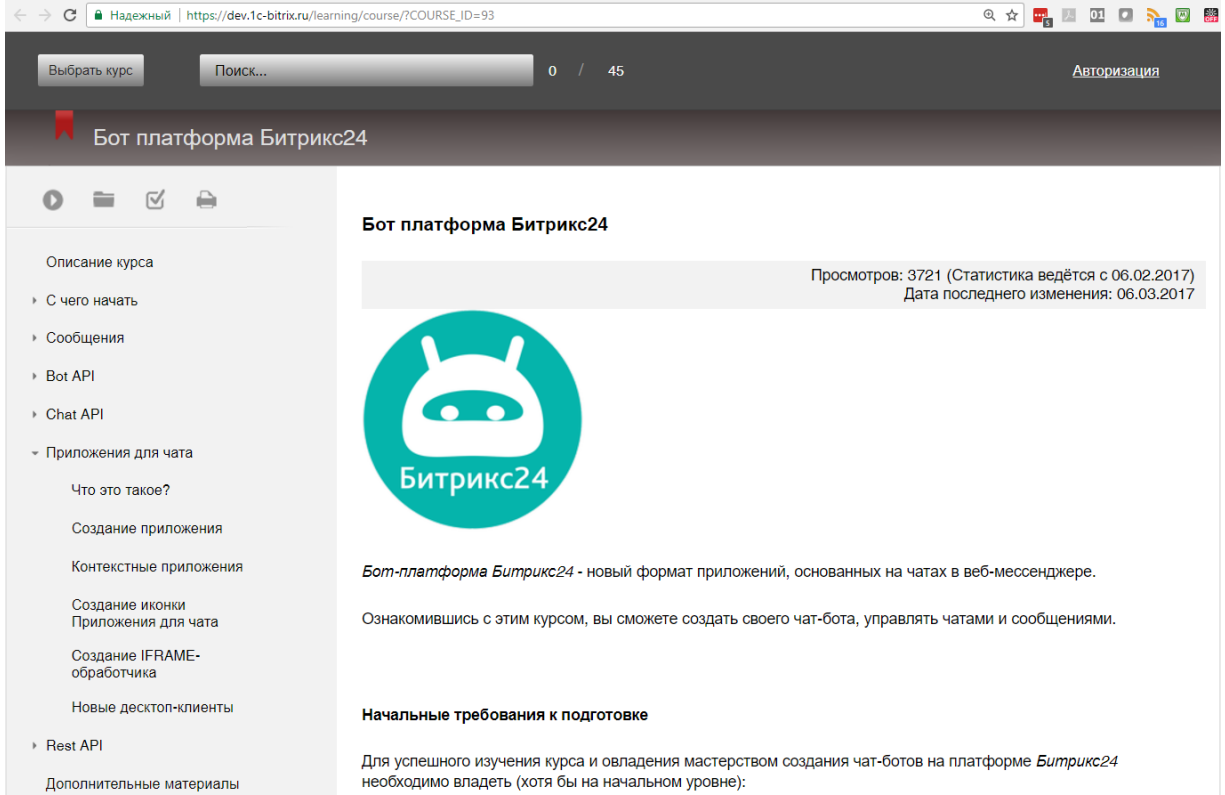
Чатботы – кейсы на Битрикс24

- Можно использовать в открытых линиях в >100к компаний Битрикс24
- Можно использовать в CRM
- Можно использовать в мессенджере
- Современная, удобная платформа для интеграции



Бот плафторма Битрикс24

- Можно писать на любом языке
- Неплохая документация с примерами
- Есть заготовка на PHP
- Веб-хуки



Наши эксперименты

Наши эксперименты:

Ф.М. Достоевский, "Преступление и наказание“

Число слоев сети: 2
Число нейронов в каждом слое: 400
Коэффициент встряхивания "мозгов" (dropout): чуть больше единицы
Память сети: 50 символов назад
Число параметров, которые мы учим - меньше миллиона.

> Старуха, – потому что вы положим, и подумали, как только разве не знаю, как удержать ее. А ведь это не так! Он был в подворотню во все время после него вот и все время совершенно верою и задумчиво. Подошел он к Свидригайлову и почти выскочил вдруг почувствовал, что весь проснулся на него почти в последних порядочную свою подробностей и поскорей почувствовал вопросительно.

> – Не знаю, боже мой! Так вы завтра же объяснить?

> – Подлец! – прошептала Дуня, обернулась к нему.

> – Не знаю, Соня, пожалуйста, – прошептала Дуня, оборачиваясь к нему.

> – А вот ведь только теперь не помню?

> – Покойники подлец! – прошептала Дуня, обернулась к нему.

> – Не возьму нельзя ли к Соне.

> – А ведь я пришел тебе верю. Вы изволили вы присуждают?.. Так я и не знаю чем я показалось, что вы меня от него не подумаете?

Наши эксперименты

Наши эксперименты:

Л.Н. Толстой, "Война и мир"

Число слоев сети: 3
Число нейронов в каждом слое: 400
Коэффициент встряхивания "мозгов" (dropout): чуть больше единицы
Память сети: 150 символов назад
Число параметров, которые мы учим - несколько миллионов

> - Ежели бы мы мог видеть меня в государство, а ему нужно забыть.

> - Andre, je ne partont, j'ai la vaintu qui qu'on russe profende, [Пускай граф и капитан Полковник сказал, что надо делать Кутузовского французского ученица, - говорил он и всегда говорил:

> - Вы не шуби, про положение, - сказал Тихон. - Маменька, господа, - повторил бы насильно вошедший за сеном, - я тебе говог'ю, - сказал Наполеон, так же как и он, взяв свою голову через город, чтобы одно неловко. Старик вздрогнул рукой с штабными голосами, которые стала после полного генерала, указывал он белый длинной улыбкой, стоя в гостиной от одного зуба. Пьер был не при для него теплому. Он был между разговором и невольно присел сепеть; но сосредоточил войско Пьера. Прежде стоит показать что-то. Поворотливый мальчик черного и княжен и говорил об этом, неясное, уверенное и старались изволить все, не чувствуя скорее свое места. Жюли проводила от гибни и довольный, не пытьма, развшед, смеялся; но их было силы и разноречивые своими или мыслью, которые были сделаны из победа, а в доме стояло бравный последние пленных произведенных крестов и деревни. Разговор и старательно сосредоточил то, что он скажет, он не отвечал ей больное с силами и упреков, не переставая помешался в одной минут Петя, ожидая всего того, что сказал при ней и сказал это, прежде их нет; но на этом горы проявилось вперед, в то время как Даву отдавал те слова, сказав очень хорошо, что почти входила в Брюнн и быстро перебирались от усталого, как кто движением голос Эемя, которым любил ограничен в эту минуту. В первое время оделялся с ним и велел княжна Марья решительная глаза с большой и гордыми правительством человека и видела повинойствия.

Наши эксперименты

Наши эксперименты:

Код ядра Битрикс

3-х слойная сеть, размер слоя: 400 нейронов, несколько миллионов параметров, память: 150 символов назад, обучение - ночь

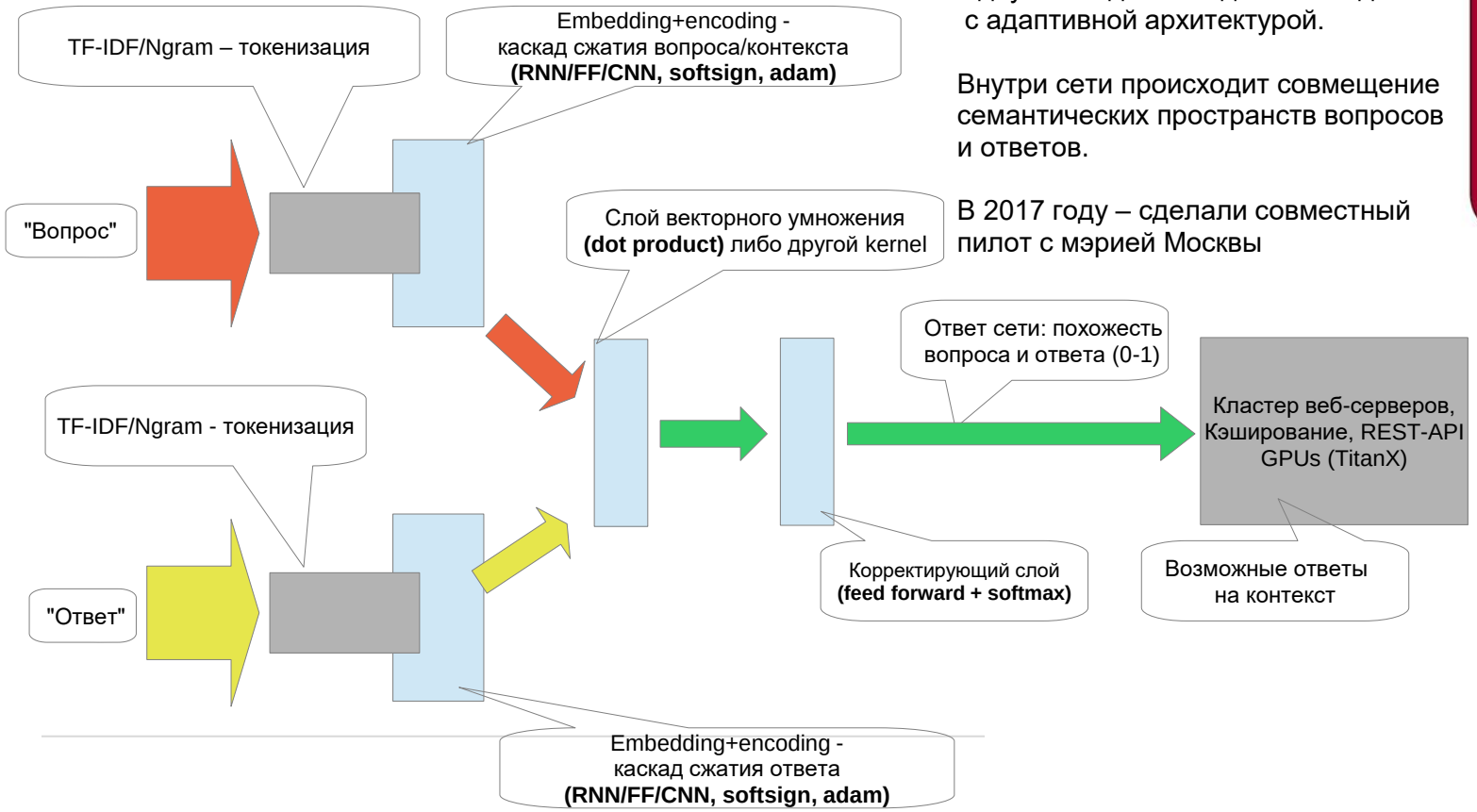
```
36      function GetGroupsCache($SITE_ID, $site_groups=false)
37      {
38              $_SESSION["SEARCH"] = $arGroups;
39              global $USER_FIELD_MANAGER, $USER_AGENT;
40              $groups = Array();
41              foreach($GLOBALS["SORT"] as $group_id)
42              {
43                      $group_by_id = htmlspecialcharsbx($group_id);
44                      if ($group_by==".group")
45                              $group_id = $group_id;
46              }
47      }
48
49      //returns we log old group leave
50      if(is_array($GROUP_CODE_COUNT))
51              $CACHE_MANAGER->Set("USER_CAL_EDIT", $zr);
52
53      //Check ID in Rating
54      if($CURRENT
55      || $group_by==0 && check_bitrix_sessid())
56      {
57              COption::SetOptionString('socialnetwork', 'email_provider', 'Y');
58              InitBVar($_REQUEST['admin_save_relation']);
59
60              if($group['START_COMMAND_TEXT']=='N')
61              {
62                      $CURRENT_USER_RIGHT = $APPLICATION->GetGroupRight("statistic");
63                      $discount_value = intval($GLOBALS["USER"]->GetID());
64                      $runtime->Update($groupId, array("delete filter" => true));
```

«Нейробот»

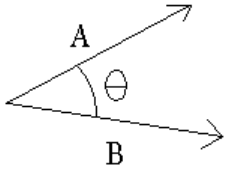
Глубокая нейронная сеть
с двумя входами и одним выходом
с адаптивной архитектурой.

Внутри сети происходит совмещение
семантических пространств вопросов
и ответов.

В 2017 году – сделали совместный
пилот с мэрией Москвы



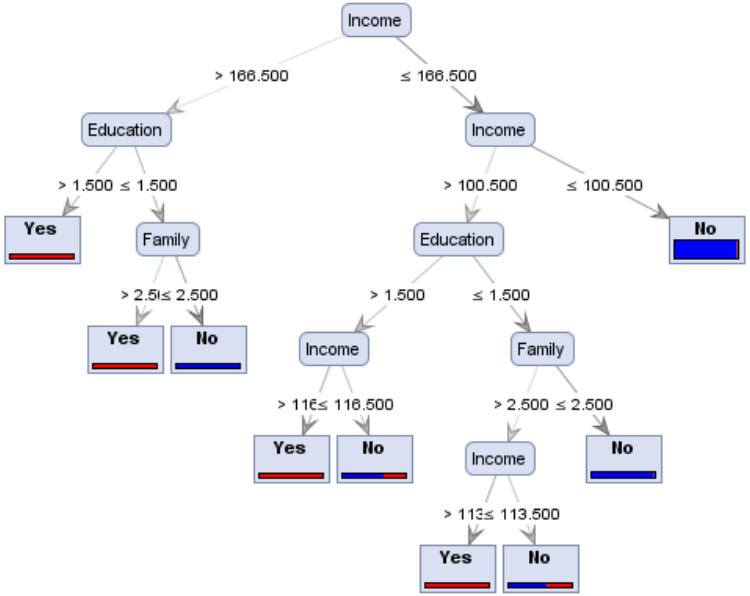
$$A \cdot B = |A|\,|B|\cos\theta$$



Анализ причин

А что влияет на конверсию в …?

- Собираем данные (хиты, логи, анкетирование)
- Строим дерево решений
- В Rapidminer – полчаса
- В Spark MLlib – чуть больше.
- CatBoost?
- Анализ графов перемещений пользователей
- Классификация графов?
- InfoGAN?



Стратегии увеличения прибыли

Стратегии

- Изучаем клиентов (кластерный анализ, зондирование)
- Привлечь нового дороже чем удержать старого?
- Высокий churn-rate и CLV – удерживаем релевантным предложением
- Меньше «тупого» спама - больше лояльность
- Персонализированный контент
- **Ранжирование лидов и просчет рисков в CRM** (Sales Force Einstein)

Интересные тренды и техники

- Semi-supervised learning. Когда данных мало…
- One-shot learning
- Переобучение
- Neural turing machine/memory networks
- Attention

На закуску!

Пример. Биоинформатика.

- Mail.ru, Insilico
- https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/
- Нашли несколько десятков полезных молекул в борьбе с раком в базе >100 000 млн.
- Adversarial Auto Encoder (AAE)

Вход:

- 80к троек (описание молекулы, концентрация, противодействие раковой клетке)
- 6к молекул

Выход: 69 уникальных веществ, половина уже примеряется для борьбы с раком, вторая половина потенциально может быть полезна и проверяется

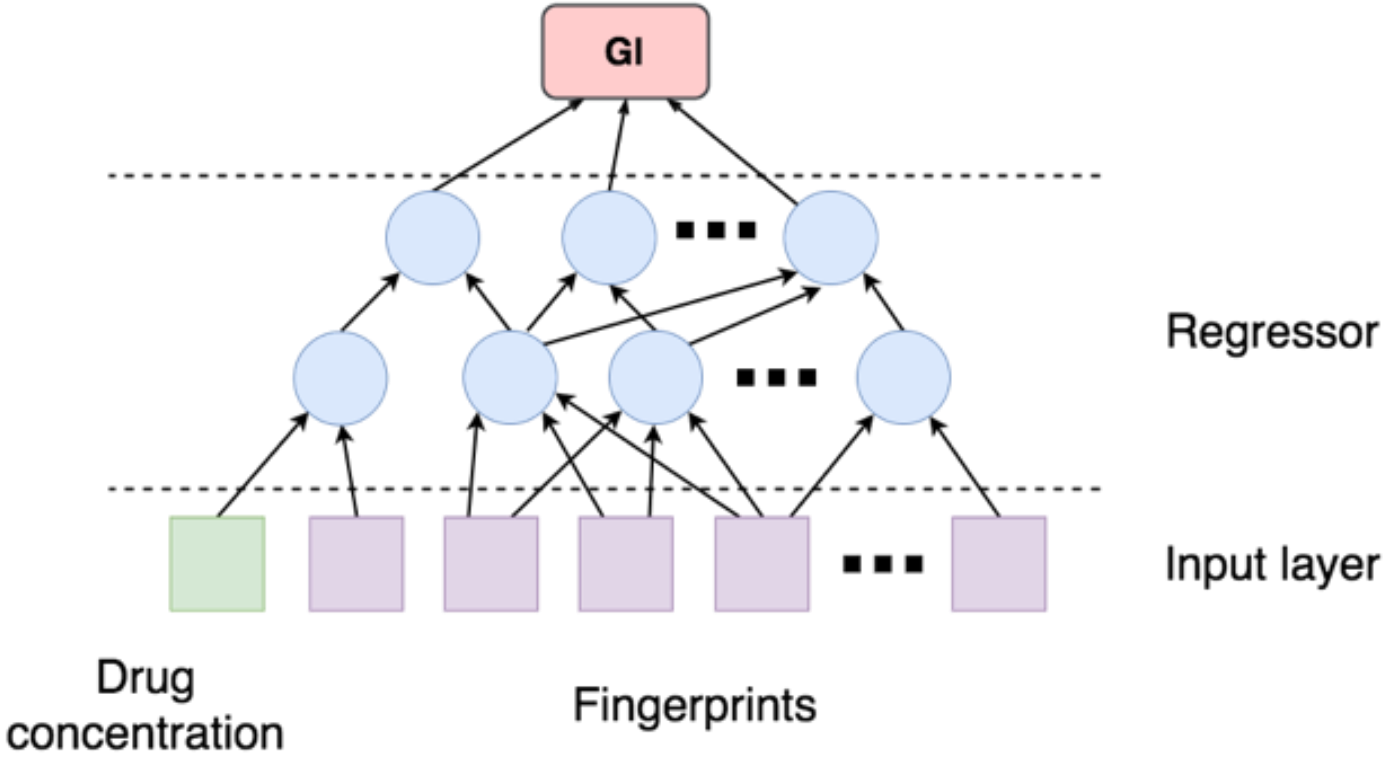
https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

Обучающая выборка

Fingerprint	Log(concentration)	Growth inhibition percentage
000011100010...	–5	10 %
00000110101…	–7	–15 %
10010011000…	–4,8	75 %

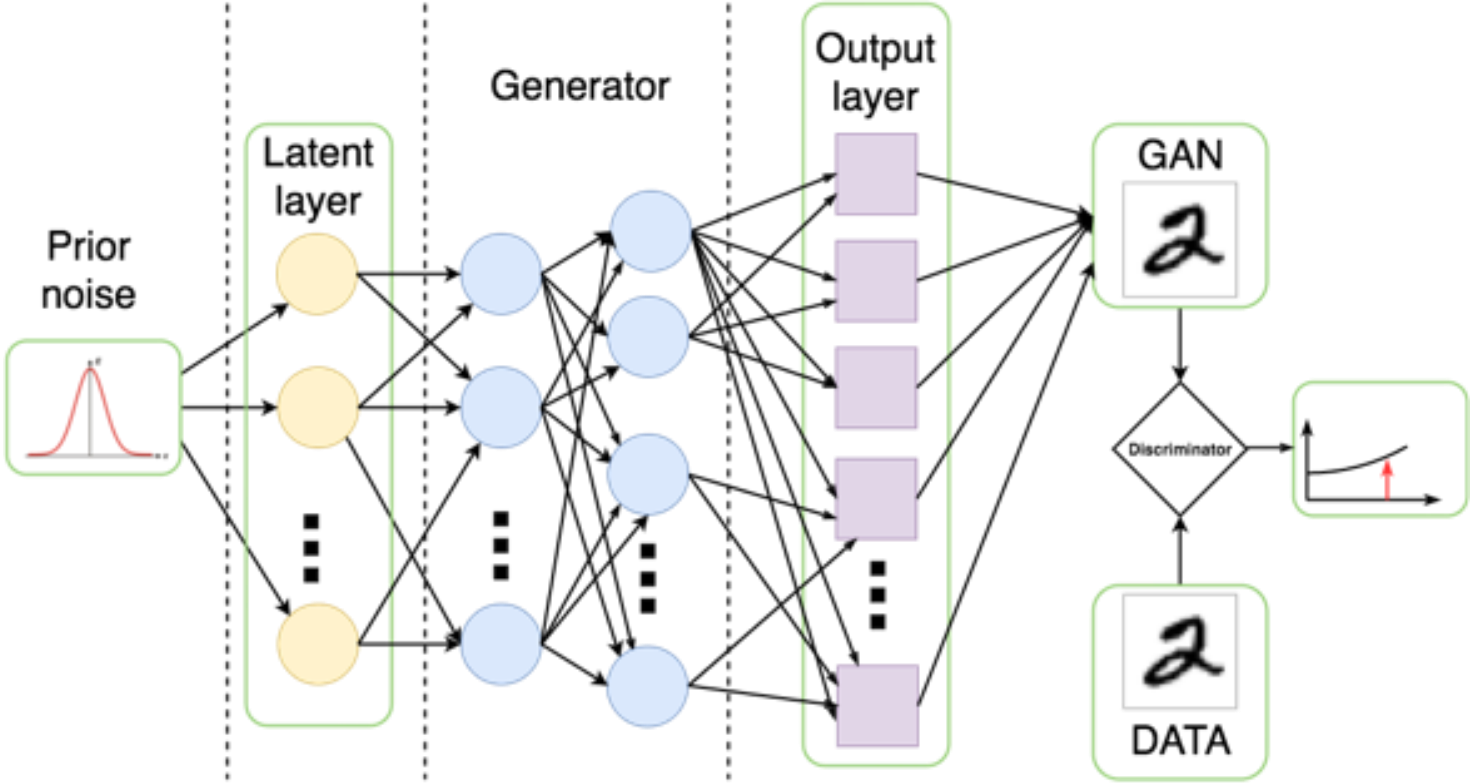
https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

Просто в лоб



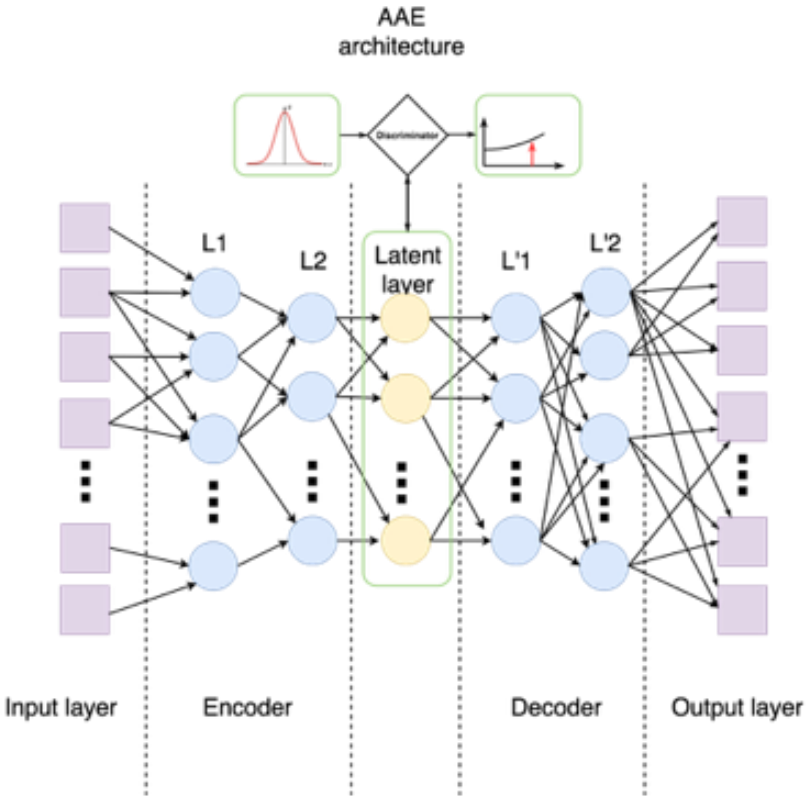
https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

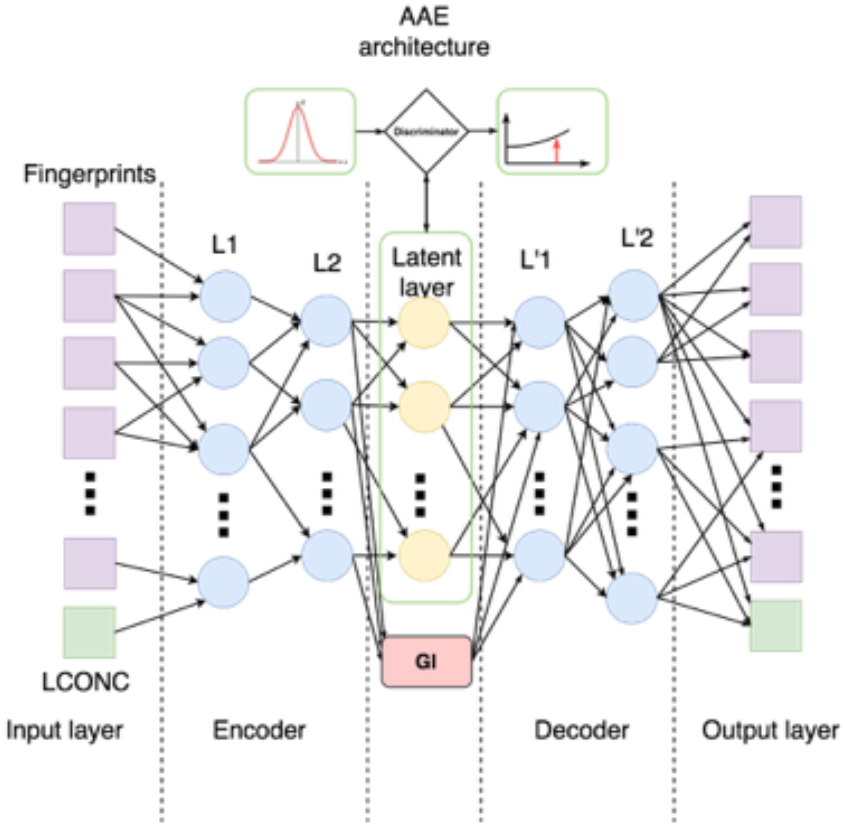
GAN



https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

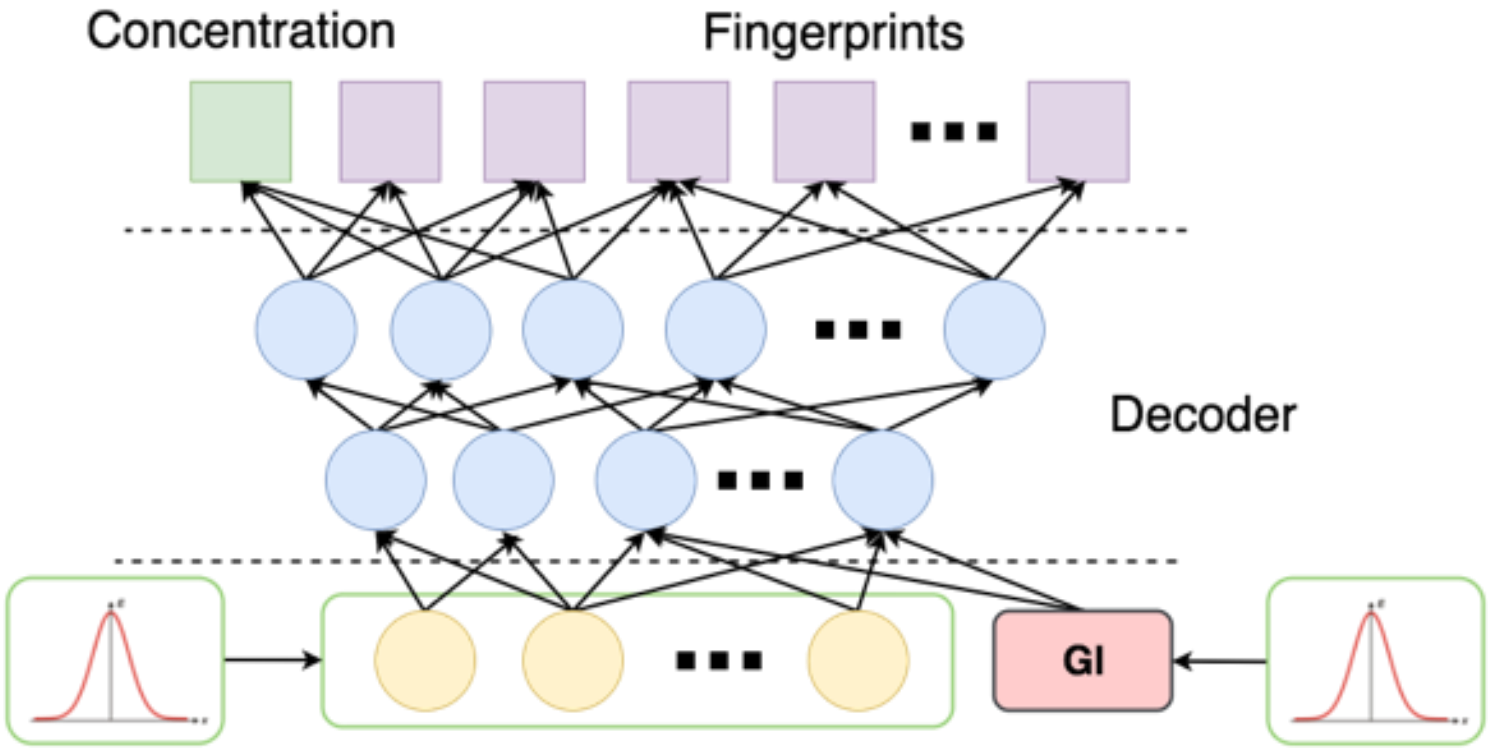
AAE + condition





https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

Validation



https://habrahabr.ru/company/mailru/blog/325908/

Выводы

- Можно брать готовые модели в фреймворках и применять в различных бизнес-задачах уже сейчас
- Собирать данные не сложно – главное аккуратно ☺
- Все быстро меняется, нужно учиться
- Инженерные практики в компании – очень важны

Спасибо за внимание!
Вопросы?

Александр Сербул
@AlexSerbul
Alexandr Serbul
serbul@1c-bitrix.ru