

# Машинное обучение – состояние и перспективы

*Д.П. Ветров*

*Руководитель группы Байесовских методов ВМК МГУ*

# План выступления

- Классическая постановка задачи машинного обучения
- Современное состояние
  - Графические модели
  - Глубинное обучение
  - Непараметрический Байес
  - Big Data
- Вероятностное моделирование текстов

# Машинное обучение

- Поиск зависимостей между наблюдаемыми переменными  $X$  и скрытыми переменными  $T$
- Данные представляют собой совокупность независимых объектов
- Скрытые компоненты объектов из обучающей выборки известны
- Зависимость моделируется путем настройки параметров (весов)  $W$  решающего правила

# Байесовские методы

- Зависимости между наблюдаемыми и скрытыми компонентами моделируются в виде совместного распределения  $p(X, T, W)$

- В классической постановке

$$p(X, T, W) = \prod_{i=1}^N p(t_i | x_i, W) p(x_i | W) p(W)$$

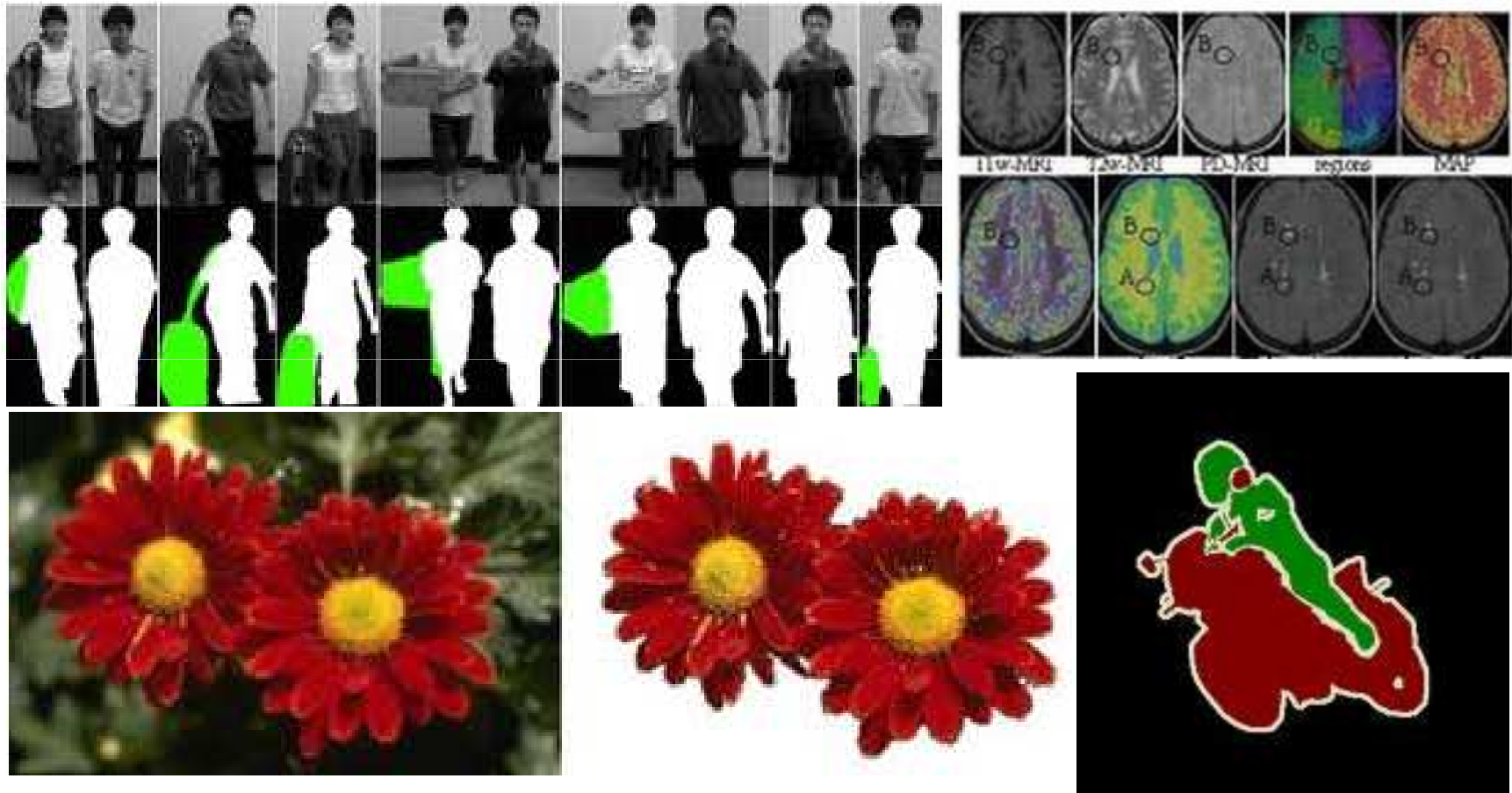
- Появляется возможность задавать предпочтения на значения весов
- **Возможность учесть специфику конкретной задачи!**
- В последние 10 лет бум байесовских методов в мире (Bishop06)
- Обычно рассматривают т.н. дискриминативные модели

$$p(T, W | X)$$

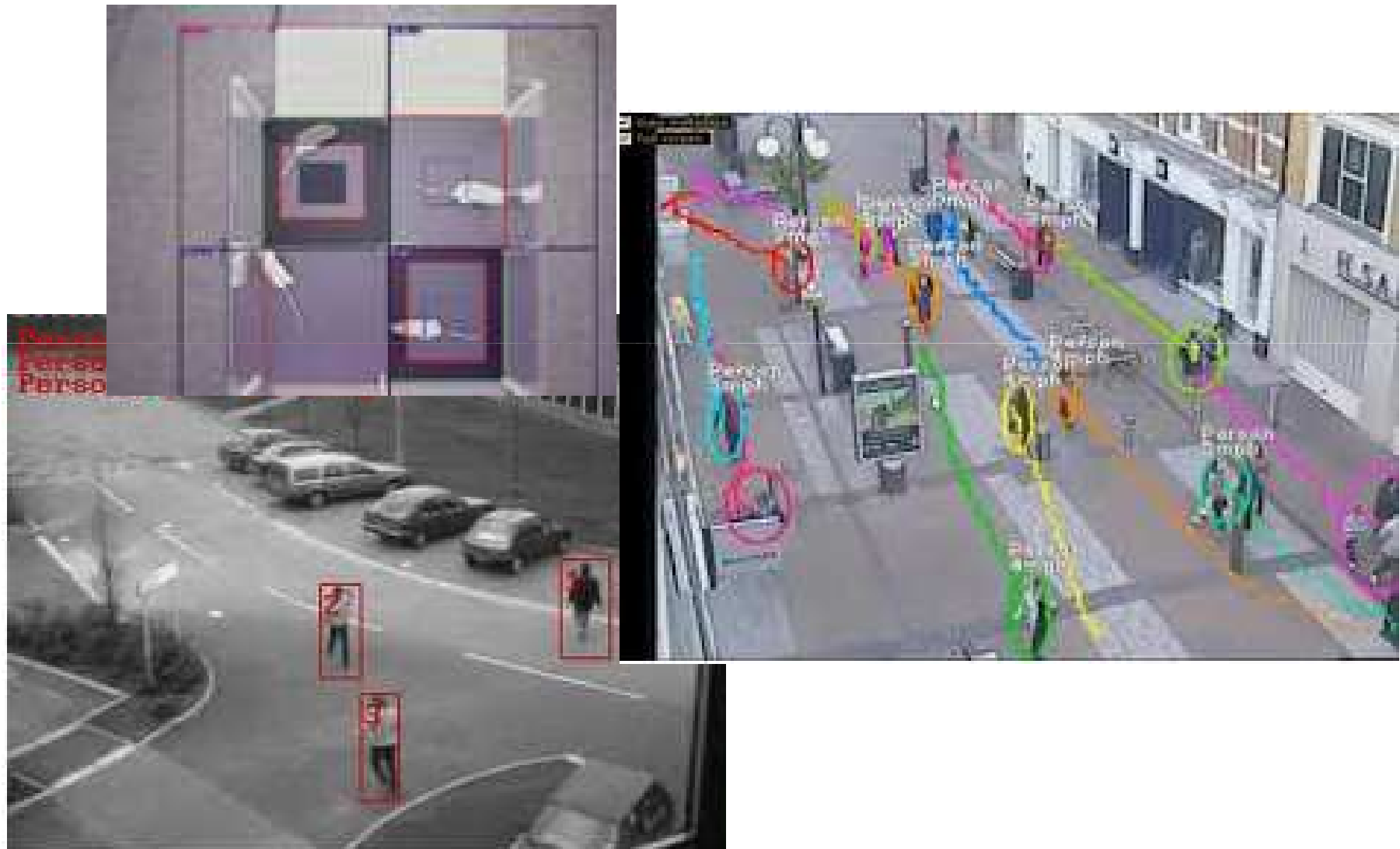
# Взаимозависимости между объектами

- Ряд прикладных задач не может быть описан в терминах множеств независимых объектов
- Особый интерес представляют случаи, когда скрытые переменные объектов зависимы между собой
- **Отличный способ введения дополнительной регуляризации!**

# Сегментация изображений



# Видеотрекинг



# Анализ социальных сетей

The image shows a screenshot of a Facebook profile page for a user named Dmitry Vetrov. The page is in Russian and features a blue header with the Facebook logo, a search bar, and the user's name and profile picture. The main content area includes a notification about privacy settings, a status update input field with the text "Что происходит, Дмитрий?", and a post from IT-Agency. The right sidebar contains quick privacy settings and a list of friends.

**facebook** 4 1  Дмитрий Ветров [Найти друзей](#) [Главн](#)

**Дмитрий Ветров**

**ИЗБРАННОЕ**

- [Добро пожаловать](#)
- Лента новостей**
- [Сообщения](#) 2
- [Мероприятия](#)
- [Фотографии](#)
- [Друзья](#)

**СВЯЗИ**

- [Найти друзей](#)
- [Пригласить друзей](#)

**ПРИЛОЖЕНИЯ**

- [Центр приложений](#) 1
- [Найти друзей](#)
- [Лента игр](#) 15
- [Музыка](#)
- [Заметки](#)

**Убедитесь, что вы знаете, кто может видеть ваши публикации**

Наступил новый год, и мы продолжаем усовершенствовать инструменты поиска, поэтому мы хотели бы напомнить вам, кто может видеть ваши публикации -- включая фотографии, на которых вы отмечены, и то, что вы скрыли из Хроники. Чтобы вам было легче это сделать, мы добавили быстрые клавиши конфиденциальности на каждую страницу.

[Ознакомьтесь](#) [Закрыть](#)

**Быстрые настройки конфиденциальности**

- [Кто может видеть мои материалы?](#)
- [Кто может связаться со мной?](#)

**Статус** [Добавить фото/видео](#)

Что происходит, Дмитрий?

[Опубликовать](#)

**СОТИРОВКА** ▾

**Gleb Krivovvuz** и **Екатерине Ломакиной** нравится IT-Agency.

похожая публикация

**IT-Agency** Мне нравится

**Создать мероприятие**

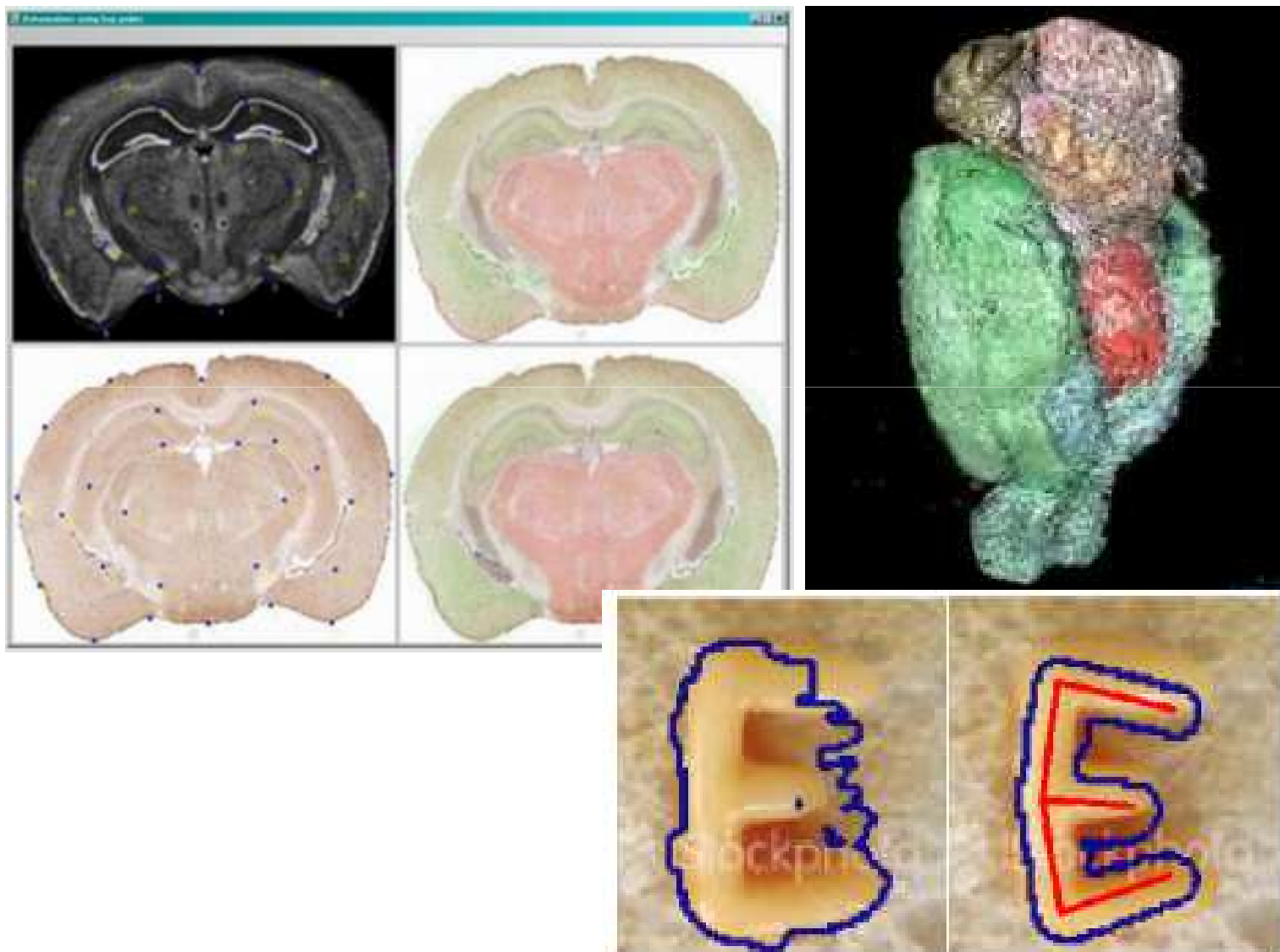
**1 запрос** от Olga Skorokhodc

**Вы можете их знать** [Посл](#)

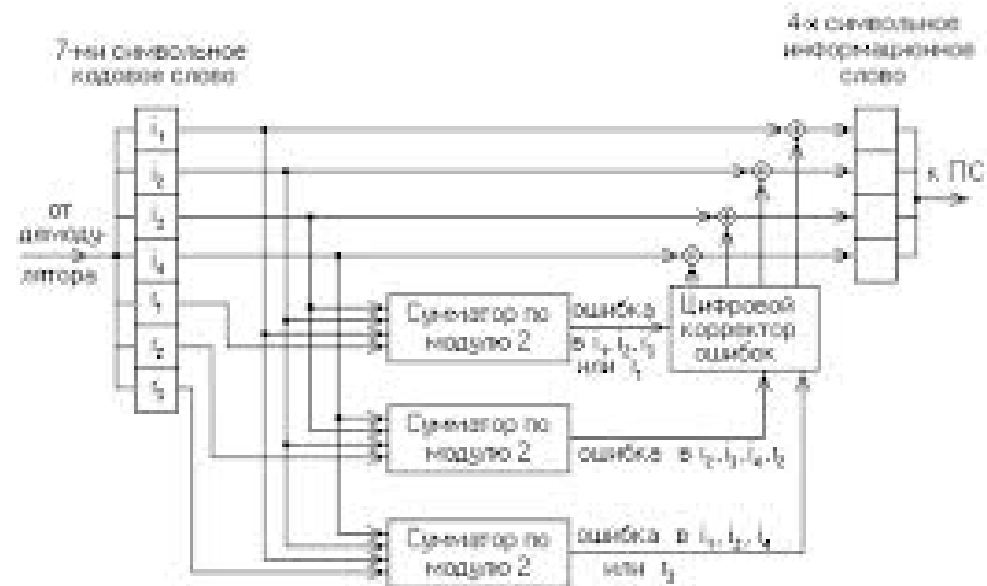
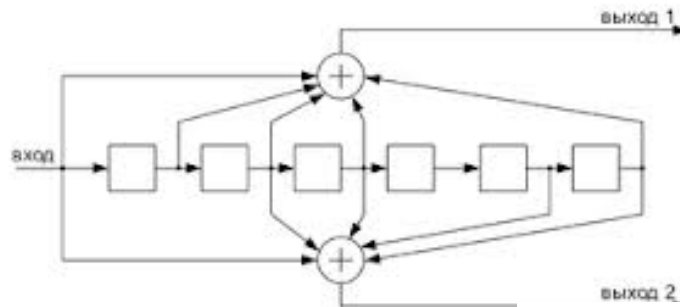
- Gaukhar Zaitbekov.**  
Дружит с Daniyar Alim  
[Добавить в друзья](#)
- Olga Prokasheva**  
7 общих друзей  
[Добавить в друзья](#)



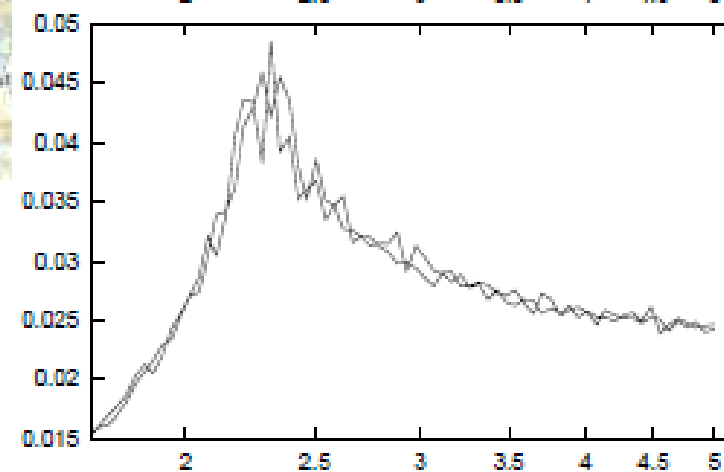
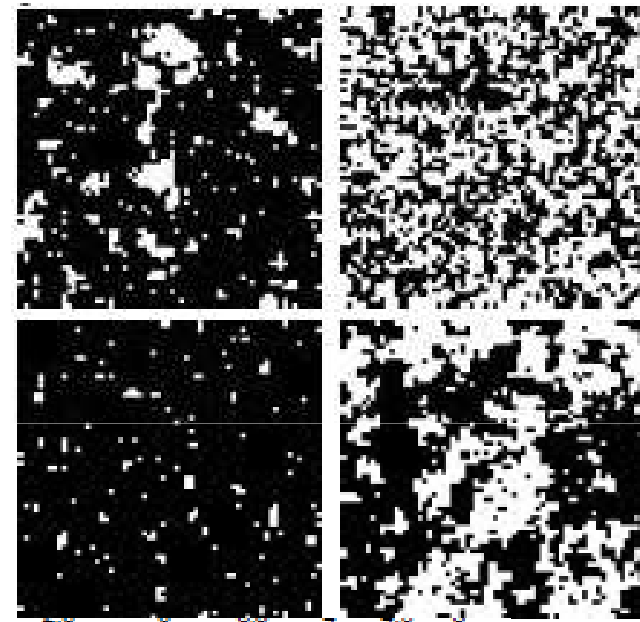
# Вписывание 2D и 3D моделей



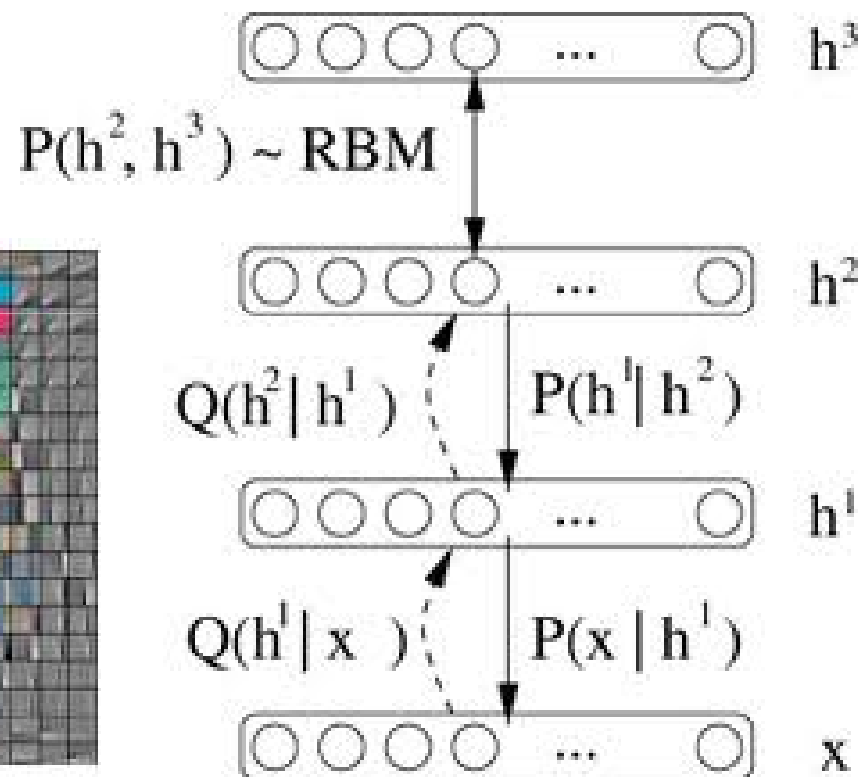
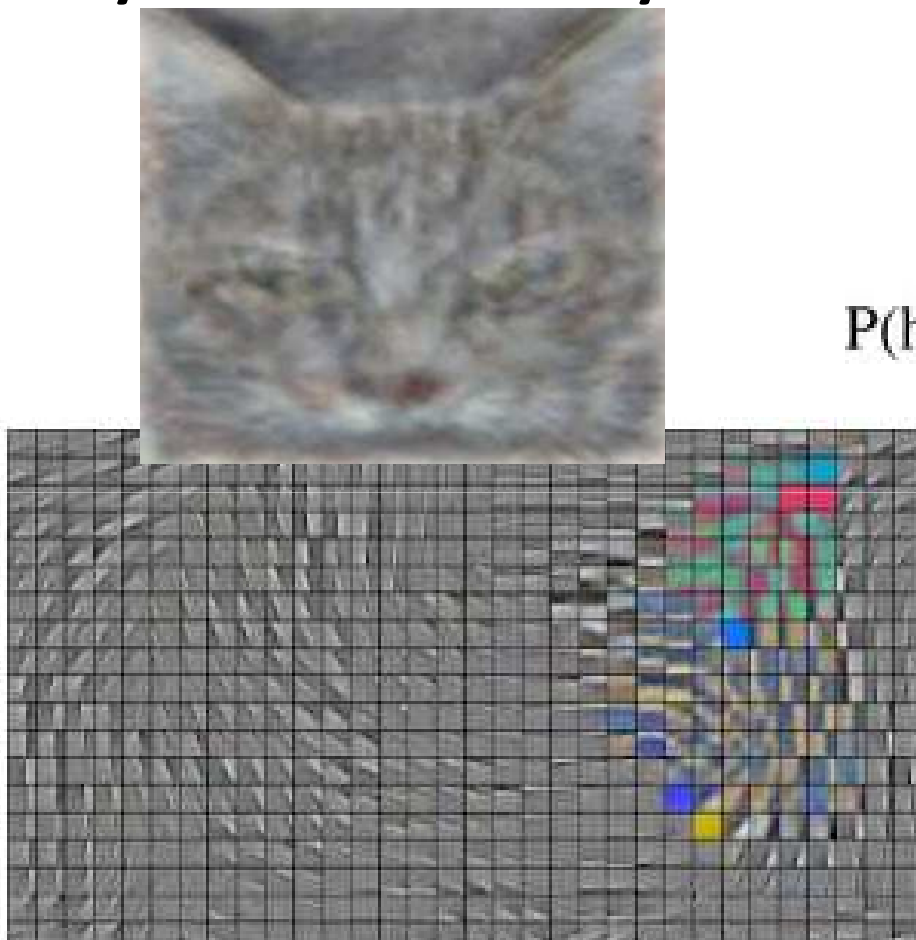
# Декодирование зашумленных сообщений



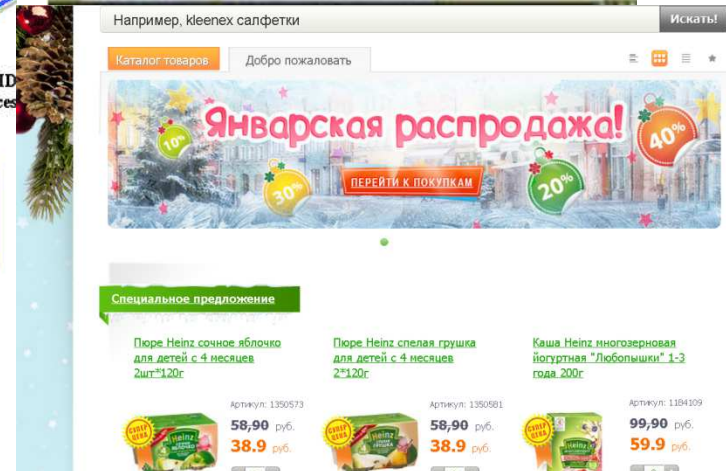
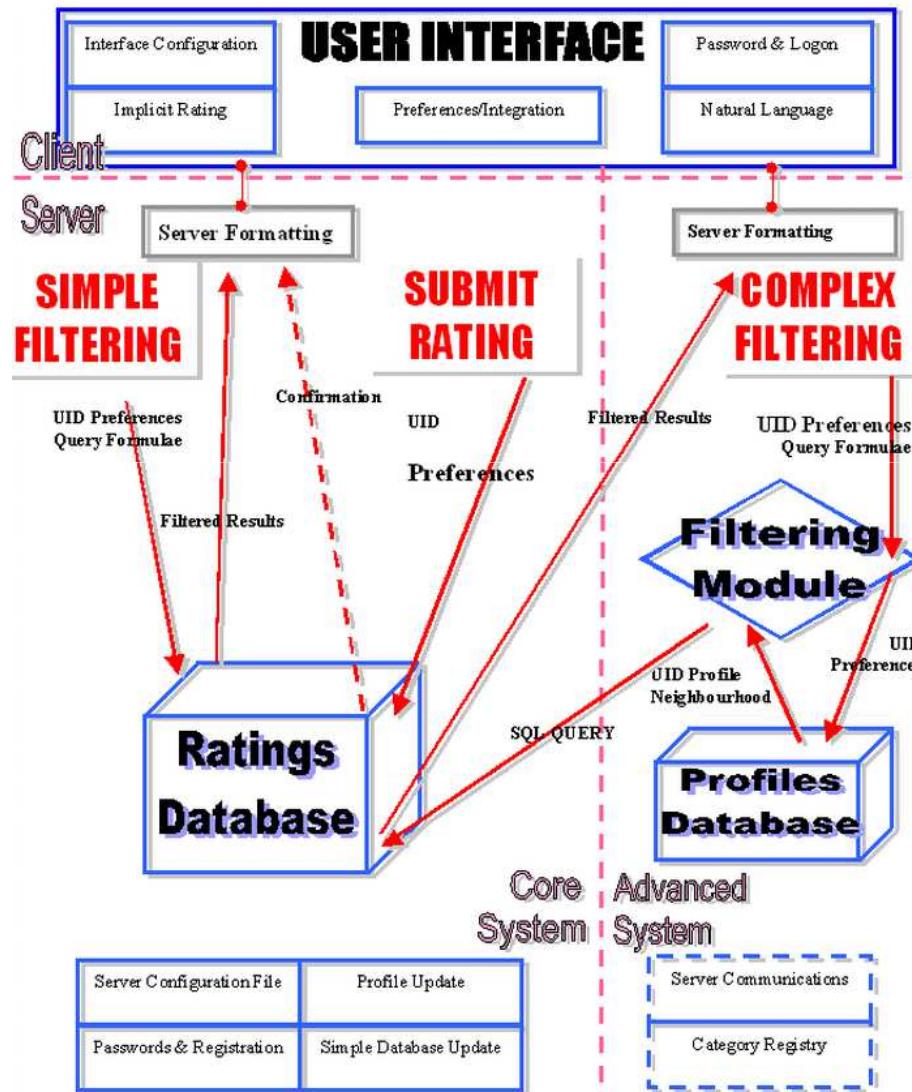
# Имитационное моделирование



# Глубинное обучение (deep learning)



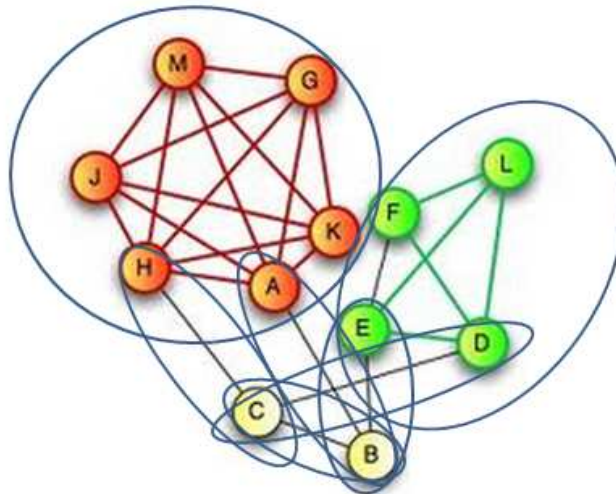
# Коллаборативная фильтрация



# Графические модели

Совместные распределения большой арности могут быть промоделированы путем задания системы факторизации по пересекающимся подмножествам переменных, определяемым кликами графа зависимостей (Koller09)

$$p(T) = \frac{1}{Z} \prod_{c \in \mathcal{C}} \psi_c(T_c)$$



# Основные задачи

- Поиск наиболее вероятной конфигурации скрытых переменных

$$\arg \max_T p(T | X, W)$$

- Определение нормировочной константы  $Z$
- Обучение с учителем

$$\arg \max_W p(X_{train}, T_{train}, W)$$

- Обучение без учителя

$$\arg \max_W p(X_{train}, W) = \arg \max_W \sum_T p(X_{train}, T, W)$$

- Подсчет маргинальных распределений  $p(t_i | X, W)$

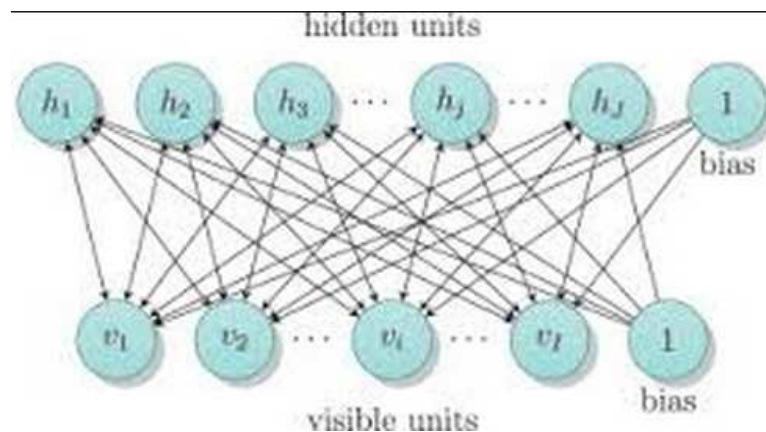


# Глубинное обучение

- Радикальное развитие парадигмы нейросетей (Hinton06)
- Настройка не дискриминативной, а генеративной модели

$$p(T, X, W)$$

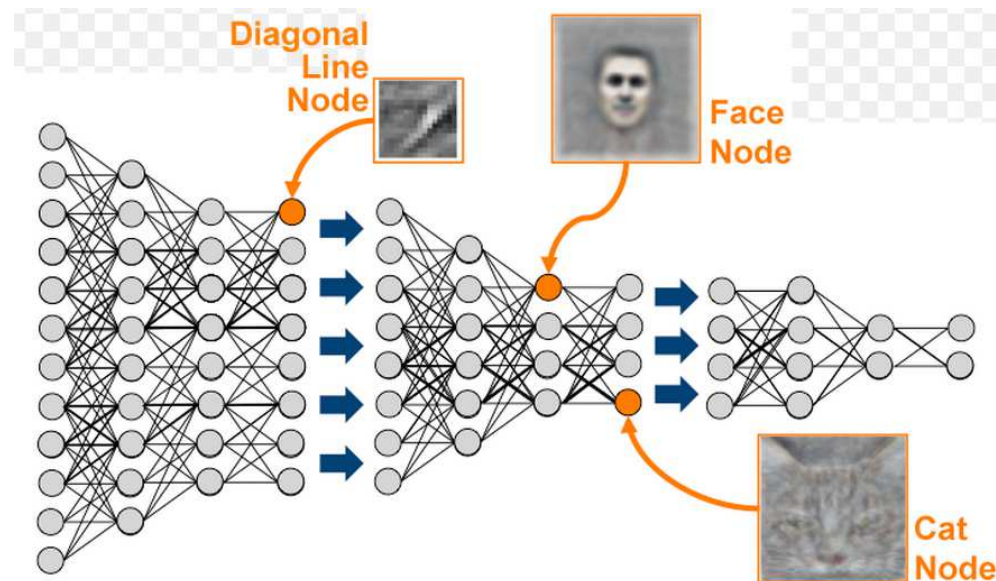
- Пытаемся «нащупать» область высокой вероятности в пространстве огромной мерности
- Независимое предобучение по слоям бинарных переменных с последующим обратным распространением ошибки





# Глубинное обучение

- Благодаря предобучению менее подвержено попаданию в плохой локальный экстремум
- Может генерировать новые объекты
- Автоматически выучивает информативные признаки
- Требует гигантских объемов данных для обучения
- Лучшие на сегодня результаты

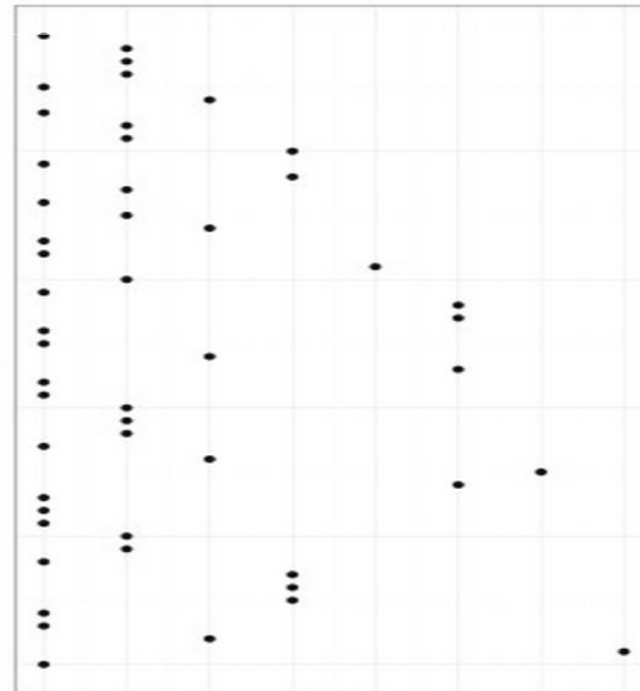
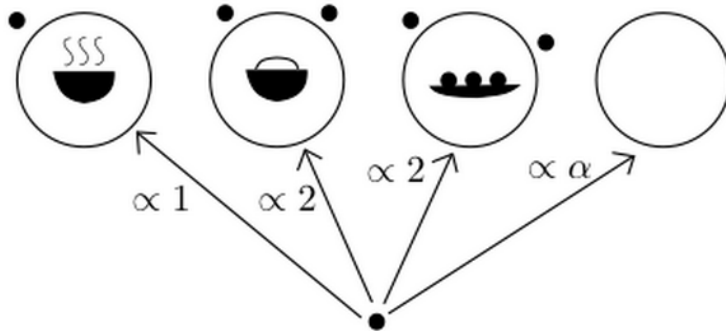


# Непараметрический Байес

- Непараметрические методы предполагают постепенное усложнение структуры модели с ростом объема данных
- Сложность модели не фиксируется, а адаптируется по мере поступления обучающей информации
- Непараметрические Байесовские методы позволяют задавать априорные распределения на всем множестве всевозможных моделей и осуществлять байесовский вывод
- Идеальный инструмент, когда размерность скрытых переменных неизвестна

# Непараметрический Байес

- Основой непараметрических Байесовских методов служат т.н. процессы Дирихле и Бета-процессы (Rasmussen00)
- Например, с помощью схемы китайского ресторана можно задать априорное распределение над всевозможными разбиениями на кластеры

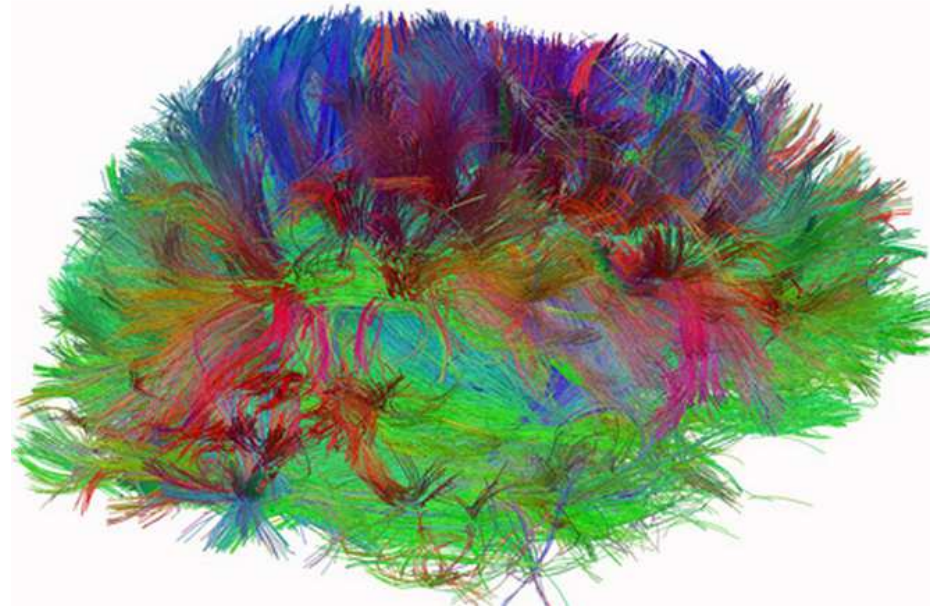


# Big Data

- Объем данных, доступных для анализа непрерывно растет
- Классические методы обработки данных становятся неприменимы по памяти и скорости

Примеры задач:

- Коннектом мозга
- Анализ социальных сетей
- Веб-поиск
- Мобильная связь
- Биоинформатика
- Трехмерные города



# Big Data

Новая математика в анализе данных

- Распределенные (облачные) вычисления
- Сублинейные алгоритмы
- Стохастический градиент
- Разреженные методы

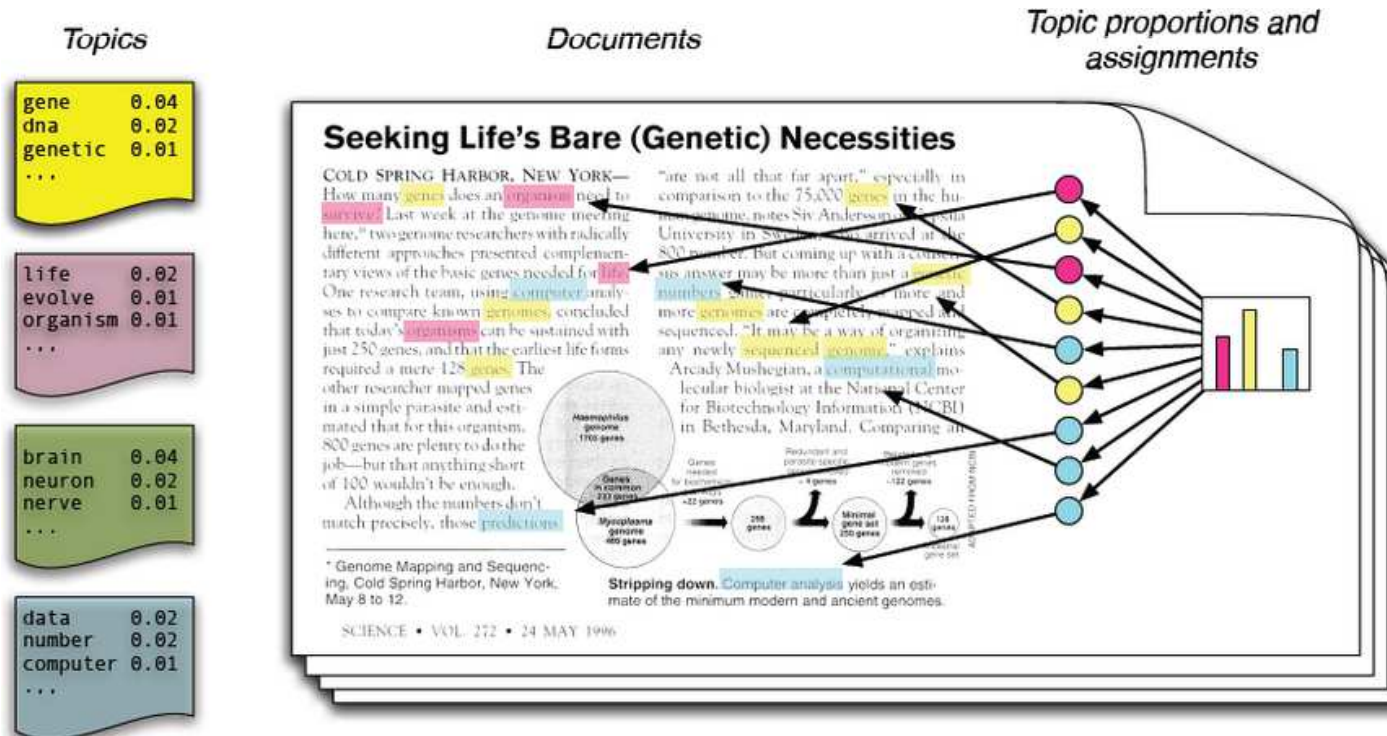


Пока адаптированы только простейшие алгоритмы обработки данных.

Первые средства общего назначения (например, Hadoop), позволяющие реализовывать сложные распределенные алгоритмы

# Тематическое моделирование текстов

- Популярная модель генерации текстов
- Каждый текст – смесь из нескольких (немногих) тем
- Каждая тема – набор некоторого (небольшого) количества ключевых слов



# Латентное размещение Дирихле

Пусть дано  $D$  документов, состоящих из слов  $W$ . Порождающая модель:

$$p(W, Z, \Psi, \Phi) = \prod_{d=1}^D \left( p(\phi_d) \prod_{i=1}^{N_d} p(w_{di} | \psi_{z_{di}}) p(z_{di} | \phi_d) \right) \prod_{t=1}^T p(\psi_t)$$

$p(\psi_t) \sim \mathcal{D}(\psi_t | \alpha)$  Распределение слов в теме

$p(\phi_d) \sim \mathcal{D}(\phi_d | \beta)$  Распределение тем в документе

$p(z_{di} | \phi_d) = \phi_{d, z_{di}}$

$p(w_{di} | \psi_{z_{di}}) = \psi_{z_{di}, w_{di}}$

Дано:  $\{W_d\}_{d=1}^D, \alpha, \beta, T$

Найти:  $p(\Psi | W) \rightarrow \max_{\Psi}$

Такая модель получила название латентного размещения Дирихле (Blei03). Благодаря Байесовской формулировке, она допускает многочисленные расширения под специфику конкретной задачи

# Спасибо за внимание!

## Литература:

- C. Bishop. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
- D. Koller, N. Friedman. Probabilistic Graphical Models. MIT Press, 2009.
- G. Hinton, S. Osindero, Y. Teh. A Fast learning Algorithm for Deep Belief Nets. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- C. E. Rasmussen. The infinite Gaussian mixture model. In Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 12, 2000
- D. Blei, A. Ng, M. Jordan. Latent Dirichlet Allocation. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3(4-5): 993–1022.