ВАРИАЦИОННЫЕ ПРИБЛИЖЕНИЯ I: ИДЕЯ

Сергей Николенко

СПбГУ — Санкт-Петербург
14 марта 2018 г.

Random facts:

- 14 марта в Украине --- День украинского добровольца, в Эстонии --- День родного языка, а во всем мире --- День числа пи
- 14 марта в Японии, Корее и Тайване --- Белый день, негосударственный праздник через месяц после Дня святого Валентина; в этих странах 14 февраля женщины дарят подарки мужчинам, а 14 марта --- наоборот
- 14 марта 1988 г. родились Саша Грей и Стеф Карри
- 14 марта 1994 г. состоялся релиз ядра Linux версии 1.0.0

Приближения

- Часто нужно оценивать $p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})$ для латентных переменных $\mathbf{Z}$ и данных $\mathbf{X}$.
- Но это слишком сложно! Один вариант — сэмплировать из $p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})$.
- Другой вариант — лапласовские приближения, но тоже нечасто работают.
- Давайте решать в общем виде.

EM в общем виде

Обоснование алгоритма EM

- Вспомним сначала формальное обоснование алгоритма EM.
- Мы решаем задачу максимизации правдоподобия по данным $\mathbf{X} = \{x_1, \dots, x_N\}$.

$$L(\theta \mid \mathbf{X}) = p(\mathbf{X} \mid \theta) = \prod p(x_i \mid \theta)$$

  или, что то же самое, максимизации $\ell(\theta \mid \mathbf{X}) = \log L(\theta \mid \mathbf{X})$.
- EM может помочь, если этот максимум трудно найти аналитически.

Обоснование алгоритма EM

- Давайте предположим, что в данных есть *скрытые компоненты*, такие, что если бы мы их знали, задача была бы проще.
- Замечание: совершенно не обязательно эти компоненты должны иметь какой-то физический смысл. :) Может быть, так просто удобнее.
- В любом случае, получается набор данных $\mathbf{Z} = (\mathbf{X}, \mathcal{Y})$ с совместной плотностью

$$p(z \mid \theta) = p(x, y \mid \theta) = p(y \mid x, \theta)p(x \mid \theta).$$

- Получается полное правдоподобие $L(\theta \mid \mathbf{Z}) = p(\mathbf{X}, \mathcal{Y} \mid \theta)$. Это случайная величина (т.к. $\mathcal{Y}$ неизвестно).

Обоснование алгоритма EM

- Заметим, что настоящее правдоподобие $L(\theta) = E_{\mathbf{Y}}\left[p(\mathbf{X}, \mathcal{Y} \mid \theta) \mid \mathbf{X}, \theta\right]$.
- E-шаг алгоритма EM вычисляет условное ожидание (логарифма) полного правдоподобия при условии $\mathbf{X}$ и текущих оценок параметров θ_n:

$$Q(\theta, \theta_n) = E\left[\log p(\mathbf{X}, \mathcal{Y} \mid \theta) \mid \mathbf{X}, \theta_n\right].$$

- Здесь θ_n – текущие оценки, а θ – неизвестные значения (которые мы хотим получить в конечном счёте); т.е. $Q(\theta, \theta_n)$ – это функция от θ.

Обоснование алгоритма EM

- E-шаг алгоритма EM вычисляет условное ожидание (логарифма) полного правдоподобия при условии $\mathbf{X}$ и текущих оценок параметров θ:

$$Q(\theta, \theta_n) = E\left[\log p(\mathbf{X}, \mathcal{Y} \mid \theta) \mid \mathbf{X}, \theta_n\right].$$

- Условное ожидание – это

$$E\left[\log p(\mathbf{X}, \mathcal{Y} \mid \theta) \mid \mathbf{X}, \theta_n\right] = \int_y \log p(\mathbf{X}, y \mid \theta) p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n) \mathrm{d}y,$$

  где $p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n)$ – маргинальное распределение скрытых компонентов данных.
- EM лучше всего применять, когда это выражение легко подсчитать, может быть, даже аналитически.
- Вместо $p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n)$ можно подставить $p(y, \mathbf{X} \mid \theta_n) = p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n) p(\mathbf{X} \mid \theta_n)$, от этого ничего не изменится.

Обоснование алгоритма EM

- В итоге после E-шага алгоритма EM мы получаем функцию $Q(\theta, \theta_n)$.
- На M-шаге мы максимизируем

$$\theta_{n+1} = \arg\max_{\theta} Q(\theta, \theta_n).$$

- Затем повторяем процедуру до сходимости.
- В принципе, достаточно просто находить θ_{n+1}, для которого $Q(\theta_{n+1}, \theta_n) > Q(\theta_n, \theta_n)$ – Generalized EM.
- Осталось понять, что значит $Q(\theta, \theta_n)$ и почему всё это работает.

Обоснование алгоритма EM

- Мы хотели перейти от θ_n к θ, для которого $\ell(\theta) > \ell(\theta_n)$.

$$\ell(\theta) - \ell(\theta_n) =$$

$$= \log\left(\int_y p(\mathbf{X} \mid y, \theta) p(y \mid \theta) \mathrm{d}y\right) - \log p(\mathbf{X} \mid \theta_n) =$$

$$= \log\left(\int_y p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n) \frac{p(\mathbf{X} \mid y, \theta) p(y \mid \theta)}{p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n)} \mathrm{d}y\right) - \log p(\mathbf{X} \mid \theta_n) \geq$$

$$\geq \int_y p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n) \log\left(\frac{p(\mathbf{X} \mid y, \theta) p(y \mid \theta)}{p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n)}\right) \mathrm{d}y - \log p(\mathbf{X} \mid \theta_n) =$$

$$= \int_y p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n) \log\left(\frac{p(\mathbf{X} \mid y, \theta) p(y \mid \theta)}{p(\mathbf{X} \mid \theta_n) p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n)}\right) \mathrm{d}y.$$

Обоснование алгоритма EM

- Получили

$$\ell(\theta) \geq l(\theta, \theta_n) =$$
$$= \ell(\theta_n) + \int_y p(y \mid \mathbf{X}, \theta_n) \log \left(\frac{p(\mathbf{X} \mid y, \theta) p(y \mid \theta)}{p(\mathbf{X} \mid \theta_n) p(y \mid \mathcal{X}, \theta_n)} \right) \mathrm{d}y.$$

- Мы нашли нижнюю оценку на $\ell(\theta)$ везде, касание происходит в точке θ_n.

Вариационные приближения

Вариационный вывод

- Вариационный вывод: функционалы, производные по функциям... в общем, можно оптимизировать функционалы.
- Для нас это значит, что можно оптимизировать приближение q из какого-то класса к заданному p.
- Пусть есть $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ и $\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_N\}$.
- Мы знаем $p(\mathbf{X}, \mathbf{Z})$ из модели, хотим найти приближение для $p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})$ и $p(\mathbf{X})$.

Вариационный вывод

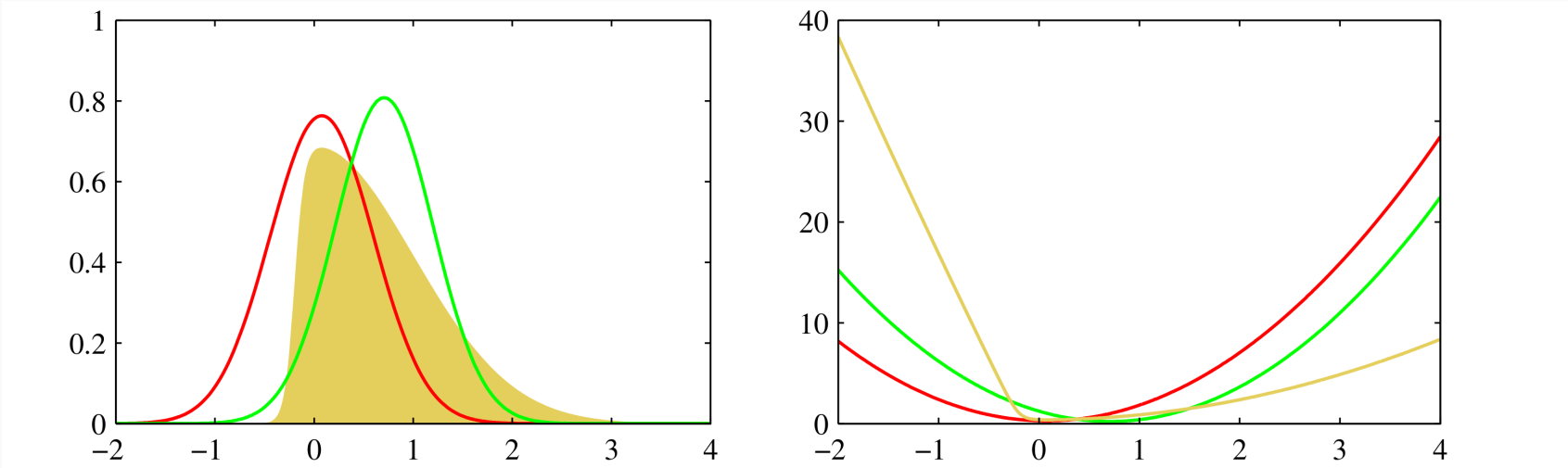
- Как и в EM:

$$\ln p(\mathbf{X}) = \mathcal{L}(q) + \mathrm{KL}(q\|p), \text{ где}$$
$$\mathcal{L}(q) = \int q(\mathbf{Z}) \ln \frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{Z})}{q(\mathbf{Z})} \mathrm{d}\mathbf{Z},$$
$$\mathrm{KL}(q\|p) = -\int q(\mathbf{Z}) \ln \frac{p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})}{q(\mathbf{Z})} \mathrm{d}\mathbf{Z}.$$

- $\mathcal{L}(q)$ — это вариационная нижняя оценка, её можно теперь максимизировать, и KL будет автоматически минимизироваться.

Вариационный вывод

- Пример – сравним с лапласовским:



- Если $q(\mathcal{Z})$ произвольное, то мы просто получим $q(\mathcal{Z}) = p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})$; но это вряд ли получится.
- Будем ограничивать.

Факторизуемые распределения

- Главный частный случай — пусть $\mathbf{Z} = \mathbf{Z}_1 \sqcup \ldots \sqcup \mathbf{Z}_M$, и

$$q(\mathbf{Z}) = \prod_{i=1}^{M} q_i(\mathbf{Z}_i).$$

- Но больше никаких предположений! В этом прелесть — оптимизируем сразу функции!
- Это соответствует теории среднего поля в физике (mean field theory).

Факторизуемые распределения

- Тогда:

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(q) &= \int \prod_i q_i \left(\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z}) - \sum_i \ln q_i \right) \mathrm{d}\mathbf{Z} \\ &= \int q_j \left[\int \ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z}) \prod_{i \neq j} q_i \mathrm{d}\mathbf{Z}_i \right] \mathrm{d}\mathbf{Z}_j - \int q_j \ln q_j \mathrm{d}\mathbf{Z}_j + \text{const} \\ &= \int q_j \ln \tilde{p}(\mathbf{X}, \mathbf{Z}_j) \mathrm{d}\mathbf{Z}_j - \int q_j \ln q_j \mathrm{d}\mathbf{Z}_j + \text{const},\end{aligned}$$

$$\text{где } \ln \tilde{p}(\mathbf{X}, \mathbf{Z}_j) = \mathrm{E}_{i \neq j} \left[\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z}) \right] + \text{const}.$$

- Как максимизировать теперь $\mathcal{L}(q)$ по q_j?

Факторизуемые распределения

- Надо заметить, что мы получили там KL-дивергенцию между $q_j(\mathbf{Z}_j)$ и $\tilde{p}(\mathbf{X}, \mathbf{Z}_j)$.
- Т.е. оптимальное решение получится при

$$\ln q_j^*(\mathbf{Z}_j) = \mathrm{E}\left[\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z})\right] + \mathrm{const}.$$

- Константа здесь просто для нормализации.
- Оказывается, достаточно взять ожидание от логарифма совместного распределения.
- Но явных формул не получается, потому что ожидание считается по остальным q_i^*, $i \neq j$.
- И всё-таки обычно что-то можно сделать; давайте рассмотрим примеры.

Двумерный гауссиан

- Первый пример — приблизим двумерный гауссиан одномерными:

$$p(\mathbf{z}) = \mathcal{N}(\mathbf{z} \mid \mu, \Lambda^{-1}),$$

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \Lambda_{11} & \Lambda_{12} \\ \Lambda_{21} & \Lambda_{22} \end{pmatrix}.$$

- И мы хотим приблизить $q(\mathbf{z}) = q_1(z_1)q_2(z_2)$.
- Повычисляем...

Двумерный гауссиан

- ...получится, что

$$\ln q_1^*(z_1) = -\frac{1}{2} z_1^2 \Lambda_{11} + z_1 \mu_{11} \Lambda_{11} - z_1 \Lambda_{12} (\mathrm{E}[z_2] - \mu_2) + \mathrm{const}.$$

- Чудесным образом получился гауссиан! Сам собой, без предположений.
- Найдём его среднее и дисперсию...

Двумерный гауссиан

- ...получится

$$q_1^*(z_1) = \mathcal{N}(z_1 \mid m_1, \Lambda_{11}^{-1}), \text{ где}$$

$$m_1 = \mu_1 - \Lambda_{11}^{-1}\Lambda_{12}(\mathrm{E}[z_2] - \mu_2).$$

- Аналогично,

$$q_2^*(z_2) = \mathcal{N}(z_2 \mid m_2, \Lambda_{11}^{-1}), \text{ где}$$

$$m_2 = \mu_2 - \Lambda_{22}^{-1}\Lambda_{21}(\mathrm{E}[z_1] - \mu_1).$$

- Какое решение у этой системы?

Двумерный гауссиан

- Да просто $\mathrm{E}[z_1] = m_1 = \mu_1$, $\mathrm{E}[z_2] = m_2 = \mu_2$.
- А если бы мы минимизировали $\mathrm{KL}(p\|q)$, получилось бы

$$\mathrm{KL}(p\|q) = -\int p(\mathbf{Z}) \left[\sum_i \ln q_i(\mathbf{Z}_i)\right] \mathrm{d}\mathbf{Z} + \mathrm{const},$$

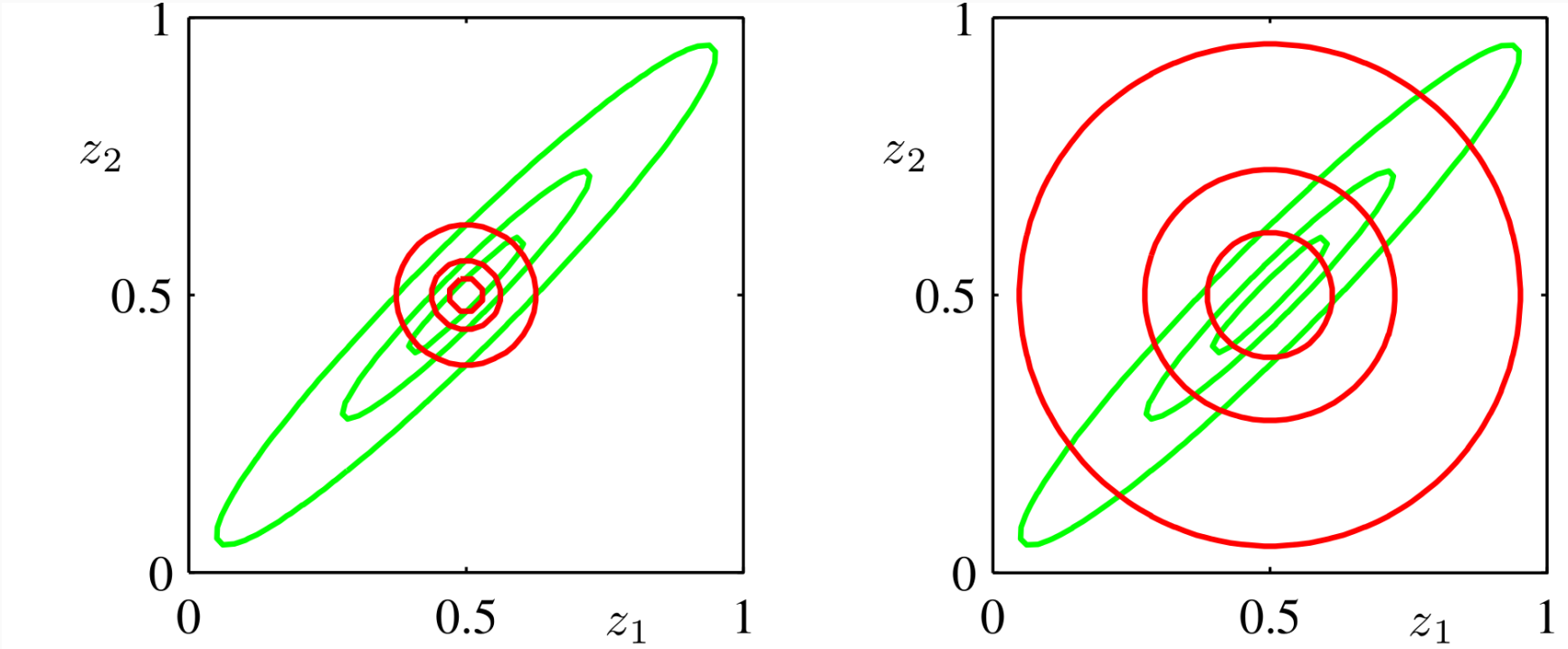
  и можно оптимизировать по отдельности:

$$q_j^*(\mathbf{Z}_j) = \int p(\mathbf{Z}) \prod_{i \neq j} \mathrm{d}\mathbf{Z}_i = p(\mathbf{Z}_j).$$

- Т.е. просто маргинализация.
- Почему бы так и не сделать? В чём разница?

Разные KL-дивергенции

- Разные дисперсии ответа:

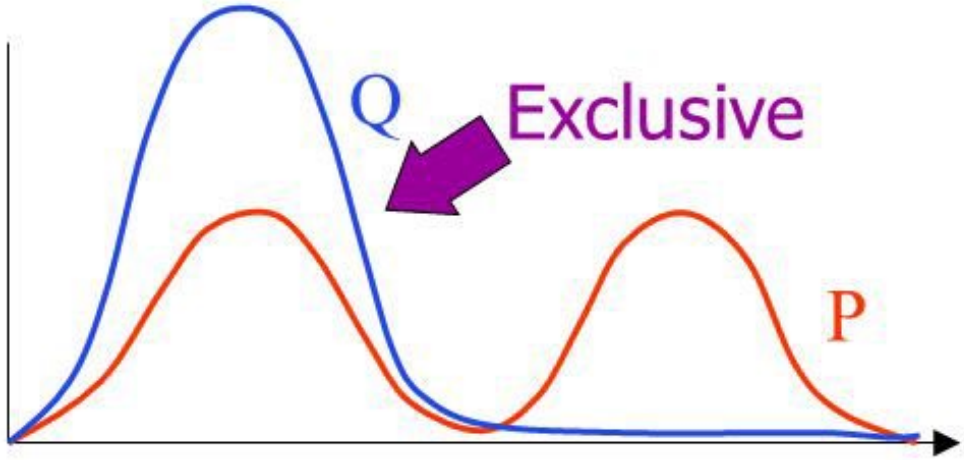


Разные KL-дивергенции

- Минимизация $\mathrm{KL}(p\|q)$ накрывает всю p, а $\mathrm{KL}(q\|p)$ строит всю q в регионе больших p:

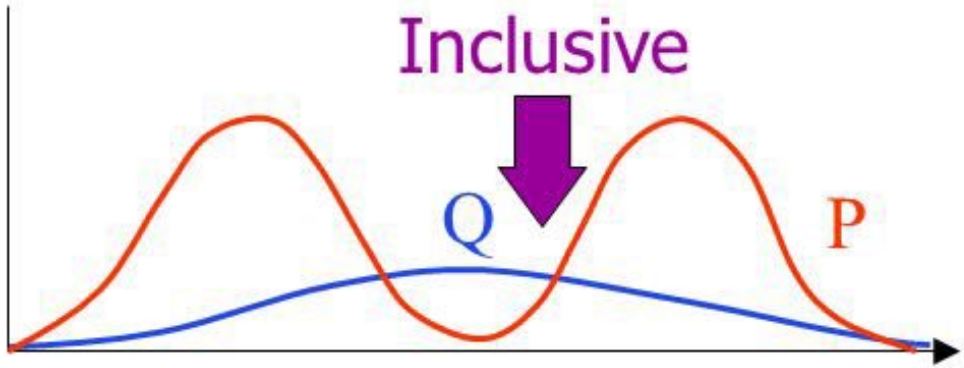
Minimising
$\mathrm{KL}(Q||P)$

$$= \sum_H Q(H) \ln \frac{Q(H)}{P(H|V)}$$



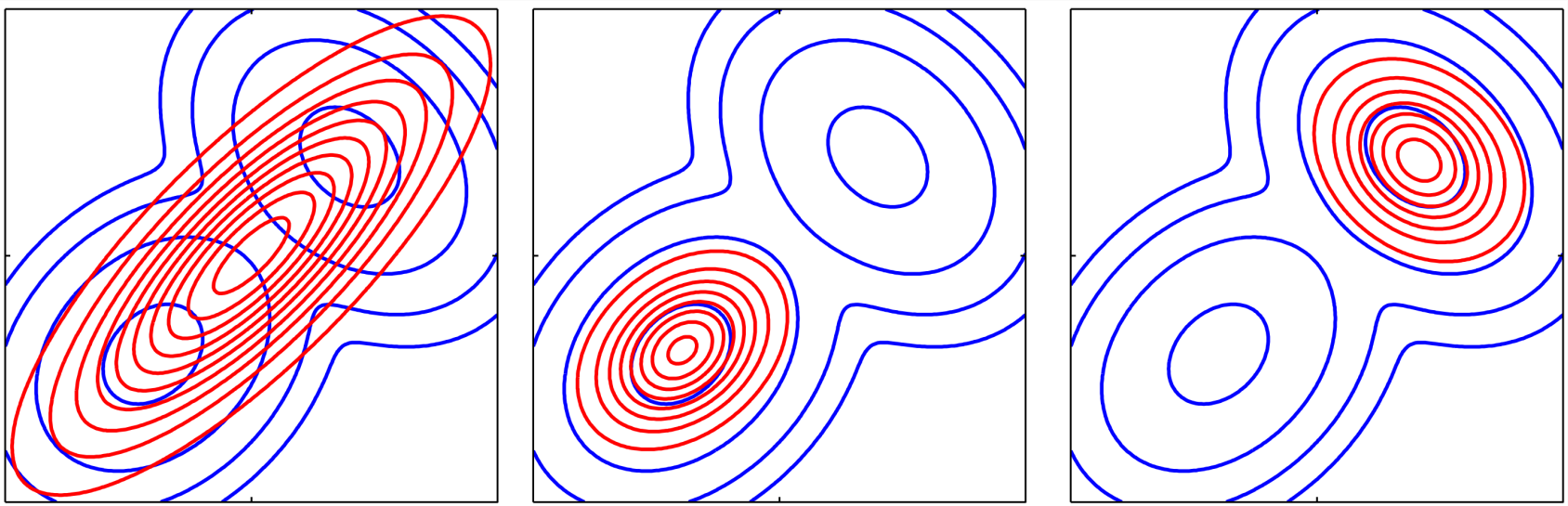
Minimising
$\mathrm{KL}(P||Q)$

$$= \sum_H P(H|V) \ln \frac{P(H|V)}{Q(H)}$$



Разные KL-дивергенции

- Например, для двумерного гауссиана:



- В машинном обучении гораздо интереснее, конечно, пик найти.

Спасибо!

Спасибо за внимание!