Глава 1
Выбор субоптимальной структуры модели

В данной главе рассматривается задача выбора структуры модели глубокого обучения. Предлагается ввести вероятностные предположения о распределениях параметров и структуры модели. Проводится градиентная оптимизация параметров и гиперпараметров модели на основе байесовского вариационного вывода. В качестве оптимизируемой функции для гиперпараметров модели предлагается обобщенная функция обоснованности. Показано, что данная функция позволяет проводить оптимизацию, соответствующую нескольким критериям выбора структуры модели: методу максимального правдоподобия, последовательному увеличению и снижению сложности модели, полному перебору структуры модели, а также получению максимума вариационной оценки обоснованности модели. Решается двухуровневая задача оптимизации: на первом уровне проводится оптимизация нижней оценки обоснованности модели по вариационным параметрам модели. На втором уровне проводится оптимизация гиперпараметров модели.

1.1. Вероятностная модель

Определим априорные распределения параметров и структуры модели следующим образом. Пусть параметры модели распределены нормально с нулевым средним:

$$\mathbf{w}_k^{i,j} \sim \mathcal{N}\big(\mathbf{0}, \gamma_k^{i,j}(\mathbf{A}_k^{i,j})^{-1}\big),$$

где $(\mathbf{A}_k^{i,j})^{-1}$ — диагональная матрица. Апирорное распределение $p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma}, \mathbf{h})$ параметров $\mathbf{w}_k^{i,j}$ зависит не только от гиперпараметров $\mathbf{A}_k^{i,j}$, но и от структурного параметра $\gamma_k^{i,j}$.

В качестве априорного распределения для структуры $\mathbf{\Gamma}$ предлагается использовать произведение распределение Gumbel-Softmax [**?**]:

$$p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{(j,k)\in E} p(\boldsymbol{\gamma}^{j,k}|\mathbf{s}, \lambda_{\text{temp}}),$$

где для каждого структурного параметра $\boldsymbol{\gamma}$ с количеством базовых функций K вероятность $p(\boldsymbol{\gamma}|\mathbf{s}, \lambda_{\text{temp}}))$ определна следующим образом:

$$p(\boldsymbol{\gamma}|\mathbf{s}, \lambda_{\text{temp}}) = (K-1)!\lambda_{\text{temp}}^{K-1}\prod_{p=1}^{K} s_p\gamma_p^{-\lambda_{\text{temp}}-1}\left(\sum_{p=1}^{K} s_p\gamma_p^{-\lambda_{\text{temp}}}\right)^{-K},$$

где $\mathbf{s} \in (0,\infty)^K$ — гиперпараметр, отвечающий за смещенность плотности распределения относительно точек симплекса на K вершинах, λ_{temp} — метапараметр температуры, отвечающий за концентрацию плотности вблизи вершин симплекса или в центре симплекса.

Перечислим свойства, которыми обладает распределение Gumbel-Softmax:

1. Реализацию $\hat{\gamma}_p$, т.е. p-й компоненты случайной величины $\boldsymbol{\gamma}$ можно породить следующим образом:
$$\hat{\gamma}_p = \frac{\exp(\log s_p + \hat{g}_p)/\lambda_{\text{temp}}}{\sum_{p'=1}^{K} \exp(\log s_{p'} + \hat{g}_{p'})/\lambda_{\text{temp}}},$$
где $\hat{\mathbf{g}} \sim -\log\bigl(-\log \mathcal{U}(0,1)^K\bigr)$.
2. Свойство округления: $p(\gamma_{p_1} > \gamma_{p_2}, p_1 \neq p_2) = \frac{s_p}{\sum_{p'} s_{p'}}$.
3. При устремлении температуры к нулю реализация случайной величины концентрируется на вершинах симплекса:
$$p(\lim_{\lambda_{\text{temp}}\to 0} \gamma_p = 1) = \frac{s_p}{\sum_{p'} s_{p'}}.$$
4. При устремлении температуры к бесконечности плотность распределения концентрируется в центре симплекса:
$$\lim_{\lambda_{\text{temp}}\to\infty} p(\boldsymbol{\gamma}|\mathbf{h}) = \begin{cases} \infty, \boldsymbol{\gamma}_p = \frac{1}{K}, p \in \{1,\dots,K\}, \\ 0, \text{ иначе.} \end{cases} \tag{1.1}$$

Доказательства первых трех утверждений приведены в [**?**]. Докажем утверждение 4.

Доказательство. Формула плотности записывается следующим образом с точностью до множителя:
$$\frac{\lambda_{\text{temp}}^{K-1}}{\left(\sum_{p=1}^{K} s_p \gamma_p^{-\frac{-K-1}{K}\lambda_{\text{temp}}} \sum_{p'=1}^{K} [p \neq p'] s_p \gamma_p^{-\frac{1}{K}\lambda_{\text{temp}}}\right)^K}$$

Заметим, что числитель $\lambda_{\text{temp}}^{K-1}$ имеет меньшую скорость сходимости, чем знаменатель. Знаменатель является суммой слагаемых вида:
$$\left(\frac{\prod_{p'\neq p} \gamma_{p'}^{\frac{1}{K}}}{\gamma_p^{\frac{K-1}{K}}}\right)^{\lambda_{\text{temp}}}. \tag{1.2}$$

Пусть хотя бы для одного p: $\gamma_p \neq \frac{1}{K}$. Пусть p' соответствует индексу максимальной компоненты вектора $\boldsymbol{\gamma}$. Для $p = p'$ предел выражения (1.2) при λ_{temp} стремится к бесконечности. Для $p \neq p'$ предел выражения (1.2) при λ_{temp} стремится к нулю. Возводя сумму пределов в степень $-K$ получаем предел плотности, равный нулю.

Пусть $\boldsymbol{\gamma} = \frac{1}{K}$. Тогда выражение с точностью до множителя упрощается до λ^{K-1}. Предел данного выражения стремится к бесконечности. Таким образом, предел плотности Gumbel-Softmax равен выражению (1.1), что и требовалось доказать.

$\square$

(а) (б) (в) (г)

Рис. 1.1. Пример распределения Gumbel-Softmax при различных значениях параметров: а) $\lambda_{temp} \to 0$, б) $\lambda_{temp} = 1, \mathbf{s} = [1, 1, 1]$, в) $\lambda_{temp} = 5, \mathbf{s} = [1, 1, 1]$, г) $\lambda_{temp} = 5, \mathbf{s} = [10, 0.1, 0.1]$.

Первое свойство Gumbel-Softmax распределения позволяет использовать репараметризацию при вычислении градиента в вариационном выводе (англ. reparametrization trick). Данный подход позволяет значительно повысить точность вычисления градиента от функций, зависящих от случайных величин [**?**]. Пример распределения Gumbel-Softmax при различных параметрах представлен на Рис. 1.1. В качестве альтернативы для априорного распределения на структуре выступает распределение Дирихле и равномерное распределение. Выбор в качестве распределения на структуре произведения Gumbel-Softmax распределения обоснован выбором этого же распределения в качестве вариационного. TODO: подробнее.

Заметим, что предлагаемое априорное распределение неоднозначно: одно и то же распределение можно получить с различными значениями гиперпарамета $\mathbf{A}_k^{i,j}$ и структурного параметра $\gamma_k^{i,j}$. В качестве регуляризатора для матрицы $(\mathbf{A}_k^{i,j})^{-1}$ предлагается использовать обратное гамма-распределение:

$$(\mathbf{A}_k^{i,j})^{-1} \sim \text{inv-gamma}(\lambda_1, \lambda_2),$$

где $\lambda_1, \lambda_2 \in \boldsymbol{\lambda}$ — метапараметры оптимизации. Использование обратного гамма-распределения в качестве распределения гиперпараметров можно найти в [**?**, **?**]. В данной работе обратное распределение выступает как регуляризатор гиперпараметров. Калибруя метапарамы λ_1, λ_2 можно получить более сильную или более слабую регуляризацию [**?**]. Пример распределений $\text{inv-gamma}(\lambda_1, \lambda_2)$ для разных значений метапараметров λ_1, λ_2 изображен на Рис. 1.2.

Таким образом, предлагаемая вероятностная модель содержит следующие компоненты:

1. Параметры $\mathbf{w}$ модели, распределенные нормально.
2. Структура модели $\boldsymbol{\Gamma}$ распределены по распределению Gumbel-Softmax.
3. Гиперпараметры: $\mathbf{h} = [\text{diag}(\mathbf{A}), \mathbf{s}]$, где $\mathbf{A}$ — конкатенация матриц $\mathbf{A}^{j,k}, (j, k) \in E$, $\mathbf{s}$ — конкатенация параметров Gumbel-Softmax распределений $\mathbf{s}^{j,k}, (j, k) \in E$, где E — множество ребер, соответствующих графу рассматриваемого параметрического семейства.
4. Метапараметры: $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2]$.

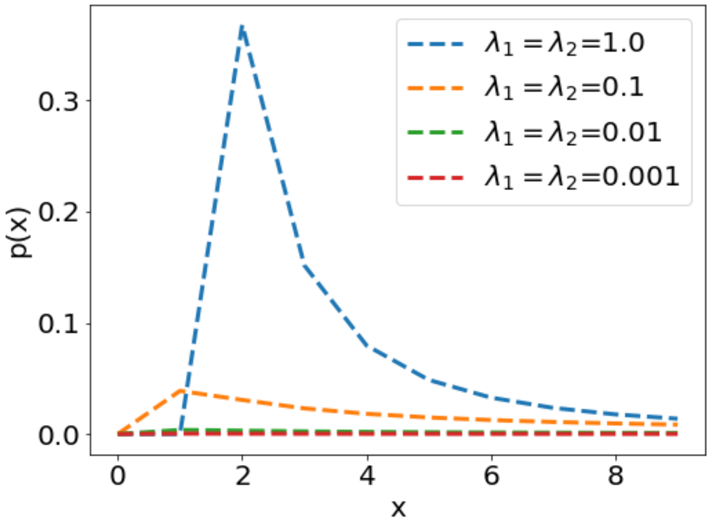

Рис. 1.2. Графики обратных гамма распределений для различных значений метапараметров.

График вероятностной модели в формате плоских нотаций представлен на Рис. 1.3.

1.2. Вариационная оценка для обоснованности вероятностной модели

В качестве критерия выбора структуры модели предлагается использовать апостериорную вероятность гиперпараметров:

$$p(\mathbf{h}|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \boldsymbol{\lambda}) \propto p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda})p(\mathbf{h}|\boldsymbol{\lambda}) \to \max_{\mathbf{h}\in\mathbb{H}}, \tag{1.3}$$

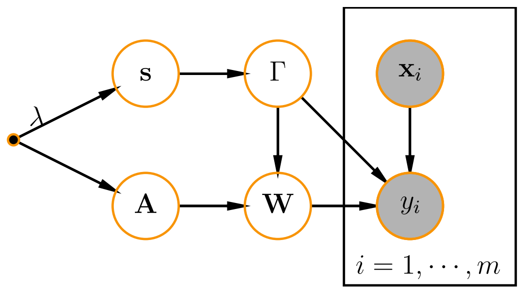

Рис. 1.3. График предлагаемой вероятностной модели в формате плоских нотаций. Переменные обозначены белыми и серыми кругами, константы обозначены обведенными черными кругами. Наблюдаемые переменные обозначены серыми кругами.

где структура модели и параметры модели выбираются на основе полученных значений гиперпараметров:

$$\mathbf{\Gamma}^* = \arg\max_{\mathbf{\Gamma}\in\mathbb{\Gamma}} p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{h}^*),$$

$$\mathbf{w}^* = \arg\max_{\mathbf{w}\in\mathbb{W}} p(\mathbf{w}|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{\Gamma}^*, \mathbf{h}^*),$$

где $\mathbf{h}^*$ — решение задачи оптимизации (1.3).

Для вычисления обоснованности

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) = \iint_{\mathbf{\Gamma},\mathbf{w}} p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}, \boldsymbol{\lambda}) p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) d\mathbf{\Gamma} d\mathbf{w}$$

из (1.3) предлагается использовать вариационную оценку обоснованности.

Теорема 1. Пусть $q = q_{\mathbf{w}} q_{\mathbf{\Gamma}}$ — вариационное распределение с параметрами $\boldsymbol{\theta}$, аппроксимирующее апостериорное распределение структуры и параметров:

$$q(\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta}) \approx p(\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}),$$

$$q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{\Gamma}) \approx p(\mathbf{w}|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}),$$
$$q_{\mathbf{\Gamma}}(\mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{\Gamma}}) \approx p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}).$$

Тогда справедлива следующая оценка:

$$\log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) \geq \tag{1.4}$$

$$\mathsf{E}_{\mathbf{\Gamma}\sim q_{\mathbf{\Gamma}}} \mathsf{E}_{\mathbf{w}\sim q_{\mathbf{w}}} \log p(\mathbf{y}|\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{X}) - D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{\Gamma}}(\mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{\Gamma}})|p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda})\right) - D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma}, \mathbf{h})\right),$$

где $D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma}, \mathbf{h})\right)$ вычисляется по формуле условной дивергенции [?]:

$$D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma}, \mathbf{h})\right) = \mathsf{E}_{\mathbf{\Gamma}\sim q_{\mathbf{\Gamma}}} \mathsf{E}_{\mathbf{w}\sim q_{\mathbf{w}}} \frac{\log q(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma})}{\log p(\mathbf{w}|\mathbf{h}, \mathbf{\Gamma})}.$$

Доказательство. Используя неравенство Йенсена получим

$$\log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) \geq$$

$$\mathsf{E}_q \log p(\mathbf{y}|\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}, \mathbf{X}) - D_{\mathrm{KL}}(q(\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta})|p(\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}|\mathbf{h})).$$

Декомпозируем распределение q по свойству условной дивергенции:

$$D_{\mathrm{KL}}(q(\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta})|p(\mathbf{w}, \mathbf{\Gamma}|\mathbf{h})) = D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{\Gamma}}(\mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{\Gamma}})|p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda})\right) + D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma}, \mathbf{h})\right).$$

□

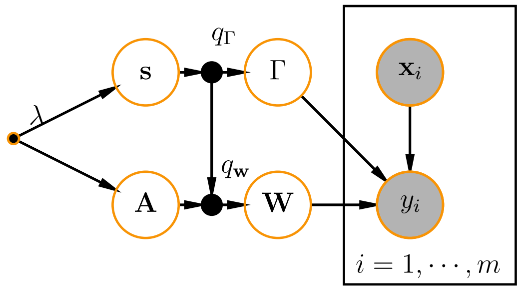

Рис. 1.4. График предлагаемой вероятностной вариационной модели в формате плоских нотаций. Переменные обозначены белыми и серыми кругами, константы обозначены обведенными черными кругами. Вариационное распределение обозначено черным кругом. Наблюдаемые переменные обозначены серыми кругами.

В качестве вариационного распределения $q_{\mathbf{w}}$ предлагается использовать нормальное распределение, не зависящее от структуры модели $\mathbf{\Gamma}$:

$$q_{\mathbf{w}} = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{A}_q),$$

где $\mathbf{A}_q$ — диагональная матрица с диагональю $\boldsymbol{\alpha}_q$.

В качестве вариационного распределения $q_{\mathbf{\Gamma}}$ предлагается использовать произведение распределений Gumbel-Softmax. конкатенацию параметров концентрации распределений обозначим как $\mathbf{s}_q$. Температуру вариационного распределения на структуре $\mathbf{\Gamma}$ обозначим как θ_{temp}.

Вариационными параметрами распределения q являются параметры распределений $q_{\mathbf{w}}, q_{\mathbf{\Gamma}}$:

$$\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\alpha}_q, \mathbf{s}_q, \theta_{\text{temp}}],$$

где $\mathbf{s}_q, \theta_{\text{temp}}$ — параметры Gumbel-Softmax распределений.

График вероятностной вариационной модели в формате плоских нотаций представлен на Рис. 1.4.

Для вычисления приближенного значения вариационной оценки обоснованности (1.4) предлагается использовать следующую формулу:

$$\sum_{r=1}^{R} \text{log}p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\alpha}_q \circ \hat{\epsilon}_r, \hat{\mathbf{\Gamma}}_r, \mathbf{X}) - \sum_{r=1}^{R} \left(\text{log}q_{\mathbf{\Gamma}}(\hat{\mathbf{\Gamma}}_r|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{\Gamma}})) - p(\hat{\mathbf{\Gamma}}|\mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) \right) -$$

$$- \sum_{r=1}^{R} \frac{1}{2} \left(\hat{\mathbf{\Gamma}}_r^{-1} \text{tr}(\mathbf{A}_q \mathbf{A}^{-1}) + \boldsymbol{\mu}^{\mathsf{T}} \hat{\mathbf{\Gamma}}_r^{-1} \mathbf{A}^{-1} \boldsymbol{\mu} - |\mathbf{W}| + \log \frac{|\mathbf{\Gamma}_r \mathbf{A}|}{|\mathbf{A})_q|} \right),$$

где r — множество реализаций случайных величин, по котором вычисляется значения вариационной оценки обоснованности, $\hat{\epsilon}_r \sim \mathcal{N}(0,1)$, $\hat{\boldsymbol{\Gamma}}_r$ — реализация случайной величины, соответствующей структуре $\boldsymbol{\Gamma}$.

Для анализа сложности полученной модели введем понятие *параметрической сложности.*

Определение 1. Параметрической сложностью $C_p(\boldsymbol{\theta})$ модели с вариационными параметрами $\boldsymbol{\theta}$ назовем минимальную дивергенцию между вариационным и априорным распределением:

$$C_p(\boldsymbol{\theta}) = \min_{\mathbf{h}\in\mathbb{H}} \mathrm{D}_{\mathrm{KL}}\left(q(\mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma}|\boldsymbol{\theta})|p(\mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma}|\mathbf{h})\right).$$

Параметрическая сложность модели соответствует ожидаемой длине описания параметров модели при условии заданного параметрического априорного распределения [?].

Одним из критериев удаления неинформативных параметров в вероятностных моделях является вариационная плотность [?]: отношение вариационной плотности параметров в моде распределения к вариационной плотности параметра в нуле:

$$\frac{q_{\mathbf{w}}(\mu|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}})}{q(0|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}})} = \exp\left(-\frac{2\alpha_q^2}{\mu^2}\right),$$

где $q_{\mathbf{w}}(w|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}) \sim \mathcal{N}(\mu, \alpha_q)$.

Обобщим понятие относительной вариационной плотности на случай произвольных распределений.

Определение 2. Относительной вариационной плотностью параметра $w \in \mathbf{w}$ при условии структуры $\boldsymbol{\Gamma}$ и гиперпараметров $\mathbf{h}$ назовем отношение моды вариационного распределения параметра к моде априорного распределению параметра:

$$\rho(w|\boldsymbol{\Gamma}, \boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{q\big(\mathrm{mode}\; q\left(w|\boldsymbol{\Gamma}, \boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}\right)|\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}\big)}{q\big(\mathrm{mode}\; p\left(w|\boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}\right)|\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}\big)},$$

$$\boldsymbol{\rho}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\Gamma}, \boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{w\in\mathbf{w}} \rho(w|\boldsymbol{\Gamma}, \boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\lambda}).$$

Сформулируем и докажеми теорему о связи относительной плотности и параметрической сложности модели:

Теорема 2. Пусть вариационное распределение $q_{\mathbf{w}}$ и априорное распределение $p(w|\boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h}))$ являются унимодальными со свойством:

$$\mathrm{mode}\; q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \boldsymbol{\Gamma}) = \mathsf{E}_{q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}}, \boldsymbol{\Gamma})}\mathbf{w}, \quad \mathrm{mode}\; p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h})) = \mathsf{E}_{p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h}))}\mathbf{w}.$$

Пусть мода априорного распределения $p(w|\boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h}))$ не зависит от гиперпараметров $\mathbf{h}$. Пусть также $\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2, \dots$ — бесконечная последовательность векторов вариационных параметров, такая что $\lim_{i\to\infty} C_p(\boldsymbol{\theta}_i) = 0$. Тогда вариационная плотность данной последовательности стремится к единице почти наверно по вероятностной мере $q_{\mathbf{\Gamma}}$:

$$\boldsymbol{\rho}(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h}_i)q(\mathbf{\Gamma}) \xrightarrow{\text{п.н. по } q_{\mathbf{\Gamma}}} 1.$$

где $\mathbf{h}_i = \arg\min_{\mathbf{h}\in\mathbb{H}} \mathrm{D}_{\mathrm{KL}}\left(q(\mathbf{w},\mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta})|p(\mathbf{w},\mathbf{\Gamma}|\mathbf{h})\right)$.

Доказательство. Предел параметрической сложности перепишем как

$$\lim_{i\to\infty}\min_{h} D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{\Gamma}}(\mathbf{\Gamma}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{\Gamma}})|p(\mathbf{\Gamma}|\mathbf{h},\boldsymbol{\lambda})\right) + D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h})\right)$$

Т.к. параметрическая сложность состоит из двух неотрицательных слагаемых, то в пределе оба слагаемых достигают нуля. Рассмотрим второе слагаемое:

$$D_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h})\right) = \int_{\Gamma} \mathsf{E}_{q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma})}\log\left(\frac{q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma})}{p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h})}\right)$$

Т.к. предел равен нулю, то для множества событий меры 1 по $q_{\mathbf{\Gamma}}$ выполняется:

$$\hat{D}_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h})\right) = 0,$$

где $\hat{D}_{\mathrm{KL}}\left(q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma})|p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h})\right)$ — дивергенция при фиксированном значении переменной $\mathbf{\Gamma}$. По неравенству Пинскера отсюда следует:

$$||F_q - F_p|| \to 0,$$

где F_q, F_p — функции распределения для $q_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}|\boldsymbol{\theta}_{\mathbf{w}},\mathbf{\Gamma}), p(\mathbf{w}|\mathbf{\Gamma},\mathbf{h})$.

Отсюда и используя свойство теоремы о монотонной сходимости:

$$0 = \lim D_{\mathrm{KL}}(q_{\mathbf{w}}|p|\boldsymbol{\gamma}) = \mathsf{E}\lim D_{\mathrm{KL}}(q_{\mathbf{w}}|p|\boldsymbol{\gamma}).$$

Поэтому для измеримого множества единичной меры дивергенция между априорным распределение и вариационным будет нулевой. Рассмотрим разность предел разности мод двух распределений при Γ:

$$\lim(\mathrm{mode}q - \mathrm{mode}p) = \lim \mathsf{E}_q\mathbf{w} - \mathsf{E}_p\mathbf{w} = \lim\int_{\mathbf{w}} \mathbf{w}(p-q)d\mathbf{w}.$$

Т.к. $(p-q)\to 0$ почти наверно, то

$$\lim\int_{\mathbf{w}} \mathbf{w}(p-q)d\mathbf{w} = \int_{\mathbf{w}} \lim \mathbf{w}(p-q)d\mathbf{w} = 0.$$

Отсюда разность мод для данных распределений в пределе равняется нулю.

Рассмотрим относительную плотность:

$$\frac{q}{q} = \lim = 1.$$

$\square$

Теорема утверждает, что при устремлении параметрической сложности моделей к нулю, параметры модели становятся неинформативными и подлежащими удалению. Заметим, что последовательность q не обязана иметь предел. Примером такой последовательности может быть последовательность гауссовых распределений, чье среднее стремится к нулю.

1.3. Обобщающая задача

Рассмотрим основные критерии выбора вероятностных моделей.

1. Критерий максимального правдоподобия:

$$\text{log}p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) \to \max_{\mathbf{w}\in\mathbb{W}}.$$

   Метод заключается в максимизации правдоподобия обучающей выборки и подвержен переобучению. Для использования данного метода в контексте вариационных распределений предлагается следующее обобщение:

$$L = \mathsf{E}_q \text{loglog}p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}).$$

   Для данного метода нет оптимизируемых гиперпараметров. Для формального соответствия данной задачи задаче выбора положим $L = Q$. Заметим, что частным случаем задачи является метод правдоподобия при выборе в качестве q эмпирического распределения парамтетров и структуры.

2. Перебор структуры:

$$L = Q = \mathsf{E}_q \text{log}p(\mathbf{y}, \mathbf{w}|\mathbf{X})[q_{\mathbf{\Gamma}} = p']$$

   где p' — некоторое распределение на структуре, выступающее в качестве метапараметра.

3. Метод максимальной апостериорной вероятности.

$$\text{log}p(\mathbf{y}, \mathbf{w}|\mathbf{X}, \mathbf{h}) \to \max_{\mathbf{w}\in\mathbb{W}}.$$

   Аналогично предыдущему методу сформулируем вариационное обобщение данной задачи:

$$L = Q = \mathsf{E}_q \text{loglog}p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) + \text{log}p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\lambda}) + \text{log}p(\boldsymbol{\gamma}|\mathbf{X}, \mathbf{w}).$$

   В рамках данной задачи оптимизации параметры априорных распределений $\mathbf{A}, \mathbf{s}$ выступают в качестве метапараметров, и поэтому не подлежат оптимизации.

4. Метод вариационной оценки обоснованности.

$$L = Q = \mathsf{E}_q \text{log}p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) - D_{\text{KL}}(q|p).$$

5. Hold-out кросс-валидация.

$$L = \mathsf{E}_q \log p(\mathbf{y}, \mathbf{w}|\mathbf{X}, \mathbf{h}),$$

$$Q = \mathsf{E}_q \log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}).$$

6. Критерий Акаике:

$$\log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) - |\mathbb{W}|.$$

   Заметим,что в условия выбора модели на параметрическом множестве моделей данный критерий не имеет смысла, т.к. количество параметров для каждой модели одинаково. Прелагается следуюая переформулировка:

$$AIC_\lambda = \log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) - |\{w : C_p(w) < \lambda\}|.$$

7. Информационный критерий Шварца:

$$\log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) - 0.5\log(m)|\mathbb{W}|.$$

   Переформулируем данный критерий аналогично критерию AIC:

$$BIC_\lambda = \log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}) - \log(m)|\{w : C_p(w) < \lambda\}|.$$

Каждый из рассмотренных критерии удовлетворяет хотя бы одному из перечисленных свойтсв:

1. Модель, оптимизируемая согласно критерию, доставляет максимум правдоподобия выборки;
2. Модель, оптимизируемая согласно критерию, доставляет максимум оценки обоснованности;
3. Для моделей, доставляющих сопоставимые значения правдоподобия выборки, выбирается модель с меньшим количеством информативных параметров.
4. Критерий позволяет производить перебор структур для отбора наилучших модели.

Формализуем рассмотренные критерии. Оптимизационную задачу, которая удовлетворяет всем перечисленным свойствам, будет называть *обобщающей.*

Определение 3. Двухуровневую задачу оптимизации будем называть *обобщающей* на области $U \subset \Theta \times \mathbb{H} \times \mathbb{\Lambda}$, если она удовлетворяет следующим свойствам:

1. Для каждого значения гиперпараметров $\mathbf{h}$ оптимальное решение нижней задачи оптимизации $\boldsymbol{\theta}^*$ определено однозначно.
2. Свойство максимизации правдоподобия выборки: существует $\boldsymbol{\lambda} \in U_\lambda$ и $K_1 \in \mathbb{R}_+$, такие что для любых векторов гиперпараметров $\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2 \in U_h, Q(\mathbf{h}_1) - Q(\mathbf{h}_2) > K_1$: матожидания правдоподбия выборок: $\mathsf{E}_q \log\, p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_1, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f}) > \log \mathsf{E}_q\, p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_2, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f})$.

3. Свойство минимизации параметрической сложности: существует $\boldsymbol{\lambda} \in U_\lambda$ и $K_2 \in \mathbb{R}_+$, такие что для любых векторов гиперпараметров $\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2 \in U_h, Q(\mathbf{h}_1) - Q(\mathbf{h}_2) > K_2$, $\mathsf{E}_q \log\ p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_1, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f}) = \log \mathsf{E}_q\ p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_2, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f})$, количество ненулевых параметров у первой модели меньше, чем у второй.
4. Свойства приближения оценки обоснованности: существует значение гиперпараметров $\boldsymbol{\lambda}$, такое что оптимизация задачи эквивалента оптимизации вариационной оценки обоснованности модели.
5. Свйоство перебора структур: существует константа K_3, такая что для любых двух векторов $\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2$ и соответствующих векторов $\boldsymbol{\theta}_1^*, \boldsymbol{\theta}_2^*$: $D_{\text{KL}}(q_{\boldsymbol{\Gamma}_2}, q_{\boldsymbol{\Gamma}_1}) > K_3, D_{\text{KL}}(q_{\boldsymbol{\Gamma}_1}, q_{\boldsymbol{\Gamma}_2}) > K_3$: существуют значения гиперпараметров $\boldsymbol{\lambda_1}, \boldsymbol{\lambda_2}$, такие что $Q(\mathbf{h}_1, \lambda_1) > Q(\mathbf{h}_2, \lambda_1), Q(\mathbf{h}_1, \lambda_1) < Q(\mathbf{h}_2, \lambda_2)$.
6. Свойсто нерперывности: $\mathbf{h}^*, \boldsymbol{\theta}^*$ непрерывны по метапараметрам.

Первое свойство говорит о том, что решение первого и второго уровня должны быть согласованы и определены однозначно. Свойства 2-4 определяют возможные критерии оптимизации, которые должны приближаться обобщающей задачей. Свойство 5 говорит о возможности перехода между различными структурами модели. Отметим, что данное условие крайне важно в условиях оптимизации моделей глубокого обучения, которые отличаются многоэкстремальностью. Последнее свойство говорит о том, что обобщающая задача должна позволять производить переход между различными критериями выбора параметров и структуры модели непрерывно.

Теорема 3. Рассмотренные задачи не являются обобщающими.

Доказательство. TODO □

Теорема 4. Пусть задано непустое множество непрерывных по параметрам распределний на структуре $\mathbf{P}$. Пусть функции потерь и валидации L, Q являются непрерывно-дифференцируемыми на некоторой области $U \subset \mathbb{\Theta} \times \mathbb{H} \times \mathbb{\Lambda}$, где параметры распределений $\mathbf{P} \in \mathbb{\Lambda}$. Тогда следующая задача является обобщающей на U.

$$\mathbf{h}^* = \arg\max_{\mathbf{h}} Q = \tag{Q^*}$$

$$= \lambda^{\text{Q}}_{\text{likelihood}} \mathsf{E}_{q^*} \log\ p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h}, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f}) -$$

$$-\lambda_{\text{Q}}^{\text{prior}} \mathrm{D}_{KL}\big(q^*(\mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma})||p(\mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma}|\mathbf{h}, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f})\big) -$$

$$- \sum_{p' \in \mathbf{P}, \lambda \in \boldsymbol{\lambda}_{\text{Q}}^{\text{struct}}} \lambda \mathrm{D}_{KL}(\boldsymbol{\Gamma}|p') + \log p(\mathbf{h}|\mathbf{f}),$$

где

$$q^* = \arg\max_q L = \mathsf{E}_q \log\ p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{h}, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f}) \tag{L^*}$$

$$-\lambda_{\text{L}}^{\text{prior}} \mathrm{D}_{KL}\big(q^*(\mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma})||p(\mathbf{w}, \boldsymbol{\Gamma}|\mathbf{h}, \lambda_{\text{temp}}, \mathbf{f})\big).$$

Доказательство. TODO □

Метапараметрами данной задачи являются коэффициенты $\lambda_{\mathrm{Q}}^{\mathrm{prior}}, \lambda_{\mathrm{L}}^{\mathrm{prior}}$, отвечающие за регуляризацию верхней и нижней задачи оптимизации, коэффициент $\lambda_{\mathrm{likelihood}}^{\mathrm{Q}}$ за максимизацию правдоподобия, а также параметры распрделений $\mathbf{P}$ и вектор коэффициентов перед ними $\boldsymbol{\lambda}_{\mathrm{Q}}^{\mathrm{struct}}$.

В предельном случае, когда множество температура λ_{temp} близка к нулю, а множество $\mathbf{P}$ состоит из распределений, близких к дискретным, и соответствующих всем возможным структурам, калибровка $\boldsymbol{\lambda}_{\mathrm{Q}}^{\mathrm{struct}}$ порождает последовательность задач оптимизаций, схожую с перебором структур.

TODO

Обобщающая задача: переформулировка через градиент

Обобщающая задача: адекватность задачи

Обобщающая задача: свойства коэффициентов

Решение задачи

Эксперимент: пример 1

Эксперимент: пример 2