Полное строгое определение локального и глобального Гессиана второго порядка в произвольной нейронной архитектуре

Аноним
Аффилиация
anonymous@example.com

June 10, 2025

Abstract

В данной статье представлено исчерпывающее математически строгое определение Гессиана второго порядка для нейронных сетей произвольной архитектуры, заданной направленным ациклическим графом. Существующие подходы к вычислению кривизны функции потерь нейронных сетей часто ограничиваются аппроксимацией Гаусса-Ньютона, учитывающей лишь часть вторых производных. В работе разработан полный формализм, учитывающий все чистые и смешанные вторые производные по входам и параметрам, кросс-блоки между разными параметрами, а также механизмы разделения параметров между узлами сети. Особое внимание уделено негладким активационным функциям через использование Clarke-Гессиана. Для тривиального графа из единственного узла без потомков и предков предложенные формулы сводятся к стандартному Гессиану $\nabla^2_\theta \mathcal{L}(\theta) \in \mathbb{R}^{p\times p}$. Предложенный формализм предоставляет теоретический фундамент для углубленного анализа геометрических свойств функционала потерь и разработки более эффективных алгоритмов оптимизации нейронных сетей произвольной архитектуры.

1 Введение

Гессиан второго порядка $\nabla^2\mathcal{L}$ играет фундаментальную роль в анализе кривизны функционала потерь и в разработке методов оптимизации нейронных сетей [Martens, 2014, Pascanu et al., 2013b]. Методы второго порядка, такие как методы Ньютона, trust-region методы и их модификации, требуют точной информации о кривизне функции потерь для эффективной оптимизации [Nocedal and Wright, 2006]. Однако в контексте глубоких нейронных сетей вычисление и хранение полного Гессиана становится вычислительно неприемлемым, что приводит к необходимости использования различных аппроксимаций.

Наиболее распространенный подход — аппроксимация Гаусса-Ньютона, которая учитывает лишь часть всех вторых производных, игнорируя существенные компоненты кривизны [Schraudolph, 2002, Martens, 2010]. В данной работе мы предлагаем *полный* формализм, закрывающий следующие пробелы в существующей литературе:

- чистые и смешанные вторые производные по *входам* каждого узла нейронной сети;
- чистые вторые производные по *параметрам*;
- кросс-блоки $\partial^2/\partial\theta_v\,\partial\theta_w$ между параметрами разных узлов;
- смешанные вход-параметрические производные;
- учёт «разделения» (sharing) одного вектора параметров между несколькими узлами;
- обработка негладких активационных функций через методологию Clarke-Гессиана.

Особый случай: Если архитектура нейронной сети вырождается в единственный узел без потомков и предков, все предлагаемые определения естественным образом сводятся к стандартному Гессиану $\nabla^2_\theta \mathcal{L}(\theta) \in \mathbb{R}^{p\times p}$.

2 Связанные работы

Изучение геометрии функционала потерь нейронных сетей имеет долгую историю. Классические работы [Amari, 1998, Heskes, 2000] заложили основу для использования геометрической информации в оптимизации нейронных сетей. Особое значение имеет информационная геометрия и натуральный градиентный спуск, предложенный Амари [Amari, 1998].

В контексте вычисления Гессиана нейронных сетей, значительными являются работы [Martens, 2010, Martens and Sutskever, 2012], где представлены эффективные приближения Гессиана для глубоких нейронных сетей. Гаусс-Ньютон аппроксимация, которая игнорирует вторые производные функции потерь, часто применяется в практических алгоритмах из-за вычислительной эффективности и гарантии положительной полуопределенности.

Для негладких функций активации, таких как ReLU, традиционный анализ второго порядка неприменим. В работах [Clarke, 1990, Bolte and Pauwels, 2020] представлен обобщенный подход к недифференцируемым функциям через субдифференциальное исчисление и Clarke-градиенты. В нашей работе мы применяем эти концепции непосредственно к нейронным сетям, предлагая полный формализм для анализа кривизны функции потерь.

Недавние работы [Ghorbani et al., 2019, Sagun et al., 2017] исследуют спектральные свойства Гессиана функций потерь нейронных сетей и их связь с обобщением. Наше исследование дополняет эти работы, предоставляя точный математический аппарат для вычисления всех компонентов Гессиана в произвольных архитектурах нейронных сетей.

3 Методология

3.1 Таблица обозначений

Для удобства восприятия сложных формул и структур, приведём систематизированную таблицу основных обозначений:

Table 1: Основные обозначения, используемые в работе

Символ	**Определение**	**Размерность**
v, w, u	Узлы нейронной сети	—
$G = (V, E)$	Направленный ациклический граф, представляющий нейронную сеть	—
$\mathrm{Pa}(v)$	Множество родительских узлов узла v	—
$\mathrm{Ch}(v)$	Множество дочерних узлов узла v	—
f_v	Вектор выходов узла v	$\mathbb{R}^{d_v}$
θ_v	Вектор параметров узла v	$\mathbb{R}^{p_v}$
$\mathcal{L}$	Функция потерь	$\mathbb{R}$
δ_v	Градиент потерь по выходу узла v	$\mathbb{R}^{d_v}$
$D_{u\leftarrow v}$	Якобиан преобразования от узла v к узлу u	$\mathbb{R}^{d_u \times d_v}$
D_v	Якобиан выхода узла v по его параметрам	$\mathbb{R}^{d_v \times p_v}$
$T_{u;v}$	Тензор вторых производных выхода узла u по входу от узла v	$\mathbb{R}^{d_u \times d_v \times d_v}$
$T_{u;v,w}$	Тензор смешанных вторых производных по разным входам	$\mathbb{R}^{d_u \times d_v \times d_w}$
$T_{v;w,\theta}$	Тензор смешанных производных по входу и параметрам	$\mathbb{R}^{d_v \times d_w \times p_v}$
T_v^θ	Тензор вторых производных по параметрам	$\mathbb{R}^{d_v \times p_v \times p_v}$
$H_{v,w}^f$	Блок входного Гессиана между узлами v и w	$\mathbb{R}^{d_v \times d_w}$
H_{θ_v,θ_w}	Блок параметрического Гессиана	$\mathbb{R}^{p_v \times p_w}$
$\partial_C^2 f_v$	Clarke-Гессиан узла v (для негладкого случая)	множество матриц

Remark 1 (Соглашение об индексах)**.** *В работе приняты следующие соглашения об индексах:*

- i *— индекс компоненты выхода узла (*f_v *или* f_u*)*
- j, k *— индексы компонент входов узлов*
- k, ℓ *— в контексте параметров, индексы компонент параметра* θ_v
- v, w, u *— индексы узлов в графе нейронной сети*

3.2 Функциональные пространства и аналитические предпосылки

Прежде чем перейти к определению компонентов и структуры Гессиана, необходимо формализовать функциональные пространства, в которых рассматривается задача, и уточнить аналитические предпосылки анализа.

Definition 1 (Функциональные пространства)**.** *В рамках данной работы рассматриваются следующие функциональные пространства:*

- $\mathbb{R}^n$ *с евклидовой нормой* $\|\cdot\|_2$ *— конечномерное гильбертово пространство параметров, активаций и градиентов.*
- $C^2(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$ *— пространство дважды непрерывно дифференцируемых функций из* $\mathbb{R}^n$ *в* $\mathbb{R}^m$*, используемое для гладкого случая.*
- $C^{1,1}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$ *— пространство непрерывно дифференцируемых функций с липшицевыми производными, используемое для негладкого случая.*
- $PC^2(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$ *— пространство кусочно дважды дифференцируемых функций, где каждый кусок принадлежит* C^2*, а границы кусков образуют множество меры нуль.*
- $L(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$ *— пространство линейных операторов (матриц) из* $\mathbb{R}^n$ *в* $\mathbb{R}^m$ *с операторной нормой и нормой Фробениуса.*

Assumption 1 (Регулярность функций узлов)**.** *Для каждого узла* $v \in V$ *нейронной сети:*

1. *В гладком случае (Случай A): функция узла* $g_v \in C^2(\mathbb{R}^{\sum_{u\in \mathrm{Pa}(v)} d_u}, \mathbb{R}^{d_v})$*, т.е. дважды непрерывно дифференцируема по всем входам и параметрам.*
2. *В негладком случае (Случай B): функция узла* $g_v \in PC^2(\mathbb{R}^{\sum_{u\in \mathrm{Pa}(v)} d_u}, \mathbb{R}^{d_v}) \cap C^{1,1}(\mathbb{R}^{\sum_{u\in \mathrm{Pa}(v)} d_u}, \mathbb{R}^{d_v})$*, т.е. является кусочно дважды дифференцируемой с липшицевыми первыми производными (как, например, ReLU-активация), что обеспечивает существование и непустоту Clarke-субдифференциала.*

Proposition 1 (Существование и непустота Clarke-субдифференциала)**.** *Для локально липшицевой функции* $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$*, которая дифференцируема почти всюду (в смысле меры Лебега), Clarke-субдифференциал* $\partial_C f(x)$ *определен и непуст во всех точках* $x \in \mathbb{R}^n$*. Более того,* $\partial_C f(x)$ *является выпуклым компактным множеством в метрическом пространстве* $(L(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}), \|\cdot\|_{op})$*, где* $\|\cdot\|_{op}$ *— операторная норма.*

Для векторнозначных функций $F : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ *субдифференциал определяется покомпонентно, и Clarke-Гессиан* $\partial_C^2 F(x)$ *также существует при соответствующих условиях локальной липшицевости и почти всюду дифференцируемости компонент градиента* ∇F_i*.*

Эти предпосылки гарантируют корректность всех последующих определений и вычислений, связанных с дифференцированием функций узлов нейронной сети как в гладком, так и в негладком случаях.

3.3 Модель нейронной сети и обозначения

Definition 2 (Архитектура нейронной сети)**.** *Рассматривается нейронная сеть, архитектура которой представлена в виде направленного ациклического графа (DAG)* $G = (V, E)$*, где* V *— множество узлов сети, а* E *— множество направленных рёбер.*

Для каждого узла $v \in V$ определены следующие компоненты:

Входы: $f_{\mathrm{Pa}(v)} \in \prod_{u \in \mathrm{Pa}(v)} \mathbb{R}^{d_u}$, где $\mathrm{Pa}(v)$ — множество родительских узлов для v.

Параметры: $\theta_v \in \mathbb{R}^{p_v}$ — параметры, связанные с узлом v.

Функция узла: $f_v = g_v\big(f_{\mathrm{Pa}(v)}, \theta_v\big) \in \mathbb{R}^{d_v}$ — отображение, преобразующее входы и параметры в выход узла v.

Функция потерь: $\mathcal{L} : \mathbb{R}^{d_{out}} \to \mathbb{R}$ — функция потерь, определённая на выходном узле $out \in V$.

В зависимости от гладкости функций узлов, выделяем два принципиально различных случая:

- **Случай A (гладкий).** Все функции узлов g_v дважды непрерывно дифференцируемы по входам и параметрам, т.е. $g_v \in C^2$.
- **Случай B (негладкий).** В сети присутствуют негладкие функции активации, такие как ReLU, max-pooling и другие. В этом случае используется концепция Clarke-Гессиана $\partial_C^2 f_v$.

Вычисление всех блоков Гессиана осуществляется в *обратном топологическом порядке* по графу G, начиная с выходного узла out.

3.4 Градиенты первого порядка

Для разработки полного формализма Гессиана второго порядка необходимо сначала определить производные первого порядка, которые служат основой для дальнейших вычислений:

$$
\begin{aligned}
\delta_v &:= \nabla_{f_v}\mathcal{L} && \in \mathbb{R}^{d_v}, \quad \text{(градиент потерь по выходу узла } v\text{)}\\
\delta_{v,i} &:= [\delta_v]_i, && i = 1,\ldots,d_v, \quad \text{(компоненты градиента)}\\
D_{u\leftarrow v} &:= \frac{\partial f_u}{\partial f_v} && \in \mathbb{R}^{d_u\times d_v}, \quad \text{(якобиан по входу)}\\
D_v &:= \frac{\partial f_v}{\partial \theta_v} && \in \mathbb{R}^{d_v\times p_v}. \quad \text{(якобиан по параметрам)}
\end{aligned}
$$

Градиенты δ_v и якобианы $D_{u\leftarrow v}$, D_v являются основой цепного правила первого порядка и используются для вычисления производных функции потерь по параметрам сети.

3.5 Тензоры вторых производных

Для полного учёта всех вторых производных функций узлов вводятся следующие тензорные структуры:

$$
\begin{aligned}
&[T_{u;v}]_{i,j,k} = \frac{\partial^2 (f_u)_i}{\partial (f_v)_j\,\partial (f_v)_k} && \in \mathbb{R}^{d_u\times d_v\times d_v}, && v\in \mathrm{Pa}(u),\\
&[T_{u;\,v,w}]_{i,j,k} = \frac{\partial^2 (f_u)_i}{\partial (f_v)_j\,\partial (f_w)_k} && \in \mathbb{R}^{d_u\times d_v\times d_w}, && v,w\in \mathrm{Pa}(u),\ v\neq w,\\
&[T_{v;\,w,\theta}]_{i,j,k} = \frac{\partial^2 (f_v)_i}{\partial (f_w)_j\,\partial (\theta_v)_k} && \in \mathbb{R}^{d_v\times d_w\times p_v}, && w\in \mathrm{Pa}(v),\\
&[T_v^{\theta}]_{i,k,\ell} = \frac{\partial^2 (f_v)_i}{\partial (\theta_v)_k\,\partial (\theta_v)_\ell} && \in \mathbb{R}^{d_v\times p_v\times p_v}.
\end{aligned}
$$

Remark 2 (Тензорная нотация и правила свертки). *В тензорных выражениях выше и далее приняты следующие соглашения:*

- *Индекс i всегда относится к компоненте выхода соответствующего узла (f_u или f_v).*
- *Индексы j и m относятся к компонентам входов от родительских узлов.*
- *Индексы α и β относятся к компонентам параметров θ_v.*

- *Обозначение* $[T]_{i,\bullet,\bullet}$ *представляет матрицу (срез тензора), полученную фиксацией индекса* i.

- *При умножении на скаляр* $\delta_{u,i}$ *подразумевается свёртка по индексу* i *с весовыми коэффициентами* $\delta_{u,i}$.

При свертке тензоров с другими тензорами или векторами используются следующие правила:

- *Для выражения* $[T_{u;v}]_{i,j,k}\delta_{u,i}$ *результатом является матрица размерности* $d_v \times d_v$ *с элементами* $\sum_{i=1}^{d_u}[T_{u;v}]_{i,j,k}\delta_{u,i}$.

- *При матричном умножении* $D_{u\leftarrow v}^{\top}H_{u,u}^{f}D_{u\leftarrow w}$ *индексы сворачиваются согласно правилам матричного произведения, где* $D_{u\leftarrow v}^{\top} \in \mathbb{R}^{d_v \times d_u}$, $H_{u,u}^{f} \in \mathbb{R}^{d_u \times d_u}$, $D_{u\leftarrow w} \in \mathbb{R}^{d_u \times d_w}$.

- *Тензорное выражение* $\sum_{i=1}^{d_u}[T_{u;v,w}]_{i,\bullet,\bullet}\delta_{u,i}$ *преобразуется в матрицу размерности* $d_v \times d_w$ *с элементами* $\sum_{i=1}^{d_u}[T_{u;v,w}]_{i,j,k}\delta_{u,i}$.

Это соглашение обеспечивает однозначность всех тензорных операций в формулах и устраняет возможные неоднозначности при переходе от тензорной к матричной записи.

Эти тензоры учитывают чистые и смешанные вторые производные функций узлов по входам и параметрам. При суммировании по индексу i с весом $\delta_{u,i}$, эти тензоры дают вклад в Гессиан функции потерь.

3.6 Clarke-Гессиан для негладких функций активации

Для негладких функций активации, таких как ReLU, Leaky ReLU или max-pooling, классическое понятие Гессиана неприменимо в точках негладкости. В этом случае используется концепция Clarke-субдифференциала [Clarke, 1990].

Definition 3 (Обобщенный якобиан и Clarke-Гессиан)**.** *Для локально липшицевой функции* $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$, *обобщенный якобиан по Кларку в точке* x *определяется как*

$$\partial_C f(x) = \mathrm{co}\{\lim_{i\to\infty} \nabla f(x_i) : x_i \to x, x_i \in \mathcal{D}_f\},$$

где co *— выпуклая оболочка, а* $\mathcal{D}_f$ *— множество точек, где* f *дифференцируема.*

Clarke-Гессиан для функции f *определяется как обобщенный якобиан градиента* ∇f *(если он существует):*

$$\partial_C^2 f(x) = \partial_C(\nabla f)(x).$$

Theorem 1 (Существование Clarke-Гессиана для ReLU-сетей)**.** *Пусть нейронная сеть использует активации* $\mathrm{ReLU}(t) = \max\{0, t\}$ *и имеет DAG вычислений* $G = (V, E)$. *Обозначим через* $\mathcal{L} : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$ *функцию потерь, полученную как композицию сети* $F : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ *с внешней функцией* $\ell : \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}$*:*

$$\mathcal{L}(x) = \ell\big(F(x)\big).$$

Предположим, что $\ell \in C^2(\mathbb{R}^m, \mathbb{R})$ *и локально липшицева. Тогда*

1. *Каждая функция узла* f_v *локально липшицева.*
2. *Для почти всех точек* x *(относительно меры Лебега) функция* $\mathcal{L}$ *дважды дифференцируема в* x.
3. *Во всех точках* x*, где* $\mathcal{L}$ *дважды дифференцируема, Clarke-Гессиан* $\partial^2_C \mathcal{L}(x)$ *вырождается в одиночное множество, совпадающее с обычным Гессианом* $\nabla^2 \mathcal{L}(x)$.
4. *На подмногообразии нулевой меры, соответствующем границам линейных регионов ReLU, Clarke-Гессиан* $\partial^2_C \mathcal{L}(x)$ *представляет собой непустое, выпуклое и компактное множество матриц при условии, что градиент* $\nabla \mathcal{L}(x)$ *существует.*

Proof. **Шаг 1 (локальная липшицевость каждого узла).** Рассмотрим топологический порядок вершин $v_1, \dots, v_{|V|}$. Для входного узла v_1 функция $f_{v_1}(x) = x$ очевидно 1-липшицева. Пусть узел v получает выходы $f_{u_1}, \dots, f_{u_k}$ предыдущих вершин и применяет линейное преобразование $W_v(\,\cdot\,) + b_v$, за которым следует ReLU:

$$f_v(x) = \mathrm{ReLU}\big(W_v \,[f_{u_1}(x), \dots, f_{u_k}(x)]^\top + b_v\big).$$

Линейное отображение имеет константу Липшица $\|W_v\|_2$, а ReLU — константу 1. Следовательно, f_v $\big(\prod_{i=1}^k L_{u_i}\big)\|W_v\|_2$-липшицева, где L_{u_i} — константа для f_{u_i}. Индукцией по порядку вершин получаем локальную липшицевость всех f_v.

Шаг 2 (мера множества гладкости). Заметим, что функция $\mathcal{L}$ негладка только на подмногообразиях, соответствующих границам линейных регионов ReLU, которые имеют меру Лебега нуль [Pascanu et al., 2013b, Lemma 3.4]. Действительно, каждая граница определяется уравнением вида $W_v \,[f_{u_1}(x), \dots, f_{u_k}(x)]^\top + b_v = 0$, что в общем случае задаёт подмногообразие коразмерности 1. Объединение конечного числа таких подмногообразий по всем узлам имеет меру нуль. Следовательно, в почти всех точках x функция $\mathcal{L}$ дважды дифференцируема.

Шаг 3 (совпадение Гессианов в гладких точках). Пусть x — точка, где $\mathcal{L}$ дважды дифференцируема. Тогда градиент $\nabla \mathcal{L}$ непрерывен в окрестности x и дифференцируем в x, так что по определению обобщённого Гессиана

$$\partial^2_C \mathcal{L}(x) = \big\{\nabla^2 \mathcal{L}(x)\big\}.$$

В общем случае внутри одного линейного региона сети функция F аффинна, т.е. $F(x) = Ax + b$ для некоторых A и b. Если внешняя функция $\ell \in C^2$, то применяя цепное правило, получаем:

$$\nabla^2 \mathcal{L}(x) = A^\top \nabla^2 \ell(F(x)) A.$$

Для типичных функций потерь, таких как квадратичная или кросс-энтропийная, $\nabla^2 \ell$ хорошо определено и ненулевое.

Шаг 4 (существование Clarke-Гессиана в негладких точках). В отличие от стандартного цепного правила для первых производных [Bjarnason et al., 2005], для вторых производных композиции функций в негладком случае следует использовать обобщённое цепное правило для Clarke-Гессиана [**??**].

Для функции $\mathcal{L}(x) = \ell(F(x))$, где $\ell \in C^2$ и F локально липшицева с существующим градиентом, Clarke-Гессиан $\partial_C^2 \mathcal{L}(x)$ существует и может быть выражен через:

$$\partial_C^2 \mathcal{L}(x) \subseteq F'(x)^\top \nabla^2 \ell(F(x)) F'(x) + \sum_{i=1}^{m} \frac{\partial \ell}{\partial y_i}(F(x)) \partial_C^2 F_i(x)$$

где $F'(x)$ обозначает обобщённый якобиан F в точке x, а $\nabla^2 \ell(F(x))$ — обычный Гессиан внешней функции ℓ. Для ReLU-сетей этот якобиан кусочно-постоянный, и на подмногообразиях негладкости применяется выпуклая оболочка:

$$\partial_C^2 \mathcal{L}(x) = \operatorname{conv}\Big\{ \lim_{k \to \infty} \nabla^2 \mathcal{L}(x_k) \;:\; x_k \to x,\; x_k \text{ — гладкие точки} \Big\}.$$

Множество предельных матриц ограничено и замкнуто; его выпуклая оболочка остаётся компактной в конечномерном пространстве матриц (см. теорему 2.6.3 Кларка Clarke [1990]).

Выпуклость следует из свойства «conv» по построению.

Таким образом, все четыре утверждения теоремы доказаны. □

Definition 4 (Clarke-Гессиан с минимальной нормой)**.** *В негладком случае (Случай B), вместо единственного блока $H^f_{v,v}$ и соответствующих H_{θ_v,θ_w} получаем множество $\partial_C^2 f_v$. Конкретный элемент этого множества выбирается из условия минимизации квадрата нормы Фробениуса:*

$$H^f_{v,w} = \arg \min_{M \in \partial_C^2 f_v} \|M\|_F^2, \quad H_{\theta_v,\theta_w} = \arg \min_{M \in \partial^2_{\theta_v,\theta_w} \mathcal{L}} \|M\|_F^2.$$

Remark 3 (О единственности элемента минимальной нормы)**.** *Квадрат нормы Фробениуса $\|M\|_F^2$ является строго выпуклой функцией от M, а множество $\partial_C^2 f_v$ выпукло и компактно. Следовательно, задача минимизации $\|M\|_F^2$ имеет единственное решение, что обеспечивает однозначность выбора элемента из субдифференциала.*

3.7 Полный входной Гессиан

Definition 5 (Входной Гессиан). *Полный входной Гессиан представляет собой блочную матрицу* $\{H^f_{v,w}\}_{v,w\in V}$, *где каждый блок* $H^f_{v,w} \in \mathbb{R}^{d_v\times d_w}$ *определяется рекурсивно:*

$$\boxed{\begin{aligned} H^f_{v,w} = &\sum_{u\in \mathrm{Ch}(v)\cap \mathrm{Ch}(w)} D^\top_{u\leftarrow v}\, H^f_{u,u}\, D_{u\leftarrow w} \quad \text{(Гаусс-Ньютон)} \\ &+ \sum_{u\in \mathrm{Ch}(v)\cap \mathrm{Ch}(w)} \sum_{i=1}^{d_u} [T_{u;\,v,w}]_{i,\bullet,\bullet}\, \delta_{u,i} \quad \text{(смешанные входы)} \\ &+ \mathbf{1}_{v=w} \sum_{u\in \mathrm{Ch}(v)} \sum_{i=1}^{d_u} [T_{u;v}]_{i,\bullet,\bullet}\, \delta_{u,i} \quad \text{(чистые по одному входу)} \\ &+ \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial f_v \partial f_w} \quad \text{(прямая зависимость потерь от узлов)} \end{aligned}} \tag{1}$$

с базовыми условиями:

$$\begin{aligned} H^f_{out,out} &= \nabla^2 \mathcal{L}(f_{out}), \\ H^f_{out,v} &= H^f_{v,out} = 0 \quad (\forall v \neq out), \\ H^f_{v,v} &= \nabla^2_{f_v} \mathcal{L} \quad \text{(для листовых узлов } v\text{, от которых напрямую зависит } \mathcal{L}\text{)}. \end{aligned}$$

Последнее слагаемое в формуле (1) учитывает случай, когда функция потерь напрямую зависит от выходов узлов v и w, даже если они не имеют общих потомков или один из них является листом.

Theorem 2 (О ненулевых блоках входного Гессиана). *Блок* $H^f_{v,w}$ *может быть ненулевым только в одном из следующих случаев:*

1. *Существует путь от* v *и* w *к некоторому общему узлу* u, *формально:* $\exists u \in V : v \to^* u$ *и* $w \to^* u$, *где* $\to^*$ *обозначает наличие пути в графе* G.
2. *Существует функциональная зависимость* $\mathcal{L}$ *от обоих узлов* f_v *и* f_w *напрямую, т.е.* $\frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial f_v \partial f_w} \neq 0$.
3. *Для случая, когда* $v = w$, *всегда существует тривиальный путь от узла к самому себе, поэтому диагональные блоки* $H^f_{v,v}$ *могут быть ненулевыми.*

Proof. Рассмотрим функцию потерь $\mathcal{L}$ как функцию от выходов всех узлов сети. Если не существует пути от узлов v и w к некоторому общему узлу u, то изменения выходов f_v и f_w влияют на непересекающиеся подмножества переменных, от которых зависит $\mathcal{L}$. Следовательно, смешанные вторые производные $\frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial f_v \partial f_w} = 0$.

Формально, если нет общего узла u, такой что $v \to^* u$ и $w \to^* u$, то множества узлов, достижимых из v и из w, не пересекаются. Значит, $\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w) = \emptyset$ и первые два слагаемых в формуле (1) равны нулю. Третье слагаемое не нулевое только при $v = w$, что соответствует наличию тривиального пути от узла к самому себе.

Для контрпримера, когда блок не должен быть нулевым даже без общего потомка, рассмотрим случай, когда $\mathcal{L}$ напрямую зависит от f_v и f_w, например, $\mathcal{L} = \frac{1}{2}(f_v + f_w)^2$. В этом случае $\frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial f_v \partial f_w} = 1$, хотя v и w могут не иметь общих потомков в графе G. □

Свойство симметрии: В гладком случае (Случай A) $H^f_{v,w} = (H^f_{w,v})^\top$ для всех $v, w \in V$, что следует из равенства смешанных частных производных для дважды непрерывно дифференцируемых функций.

В негладком случае (Случай B) для элементов Clarke-Гессиана минимальной нормы симметрия может не выполняться. В этом случае можно произвести симметризацию: $\hat{H}^f_{v,w} = \frac{1}{2}(H^f_{v,w} + (H^f_{w,v})^\top)$.

Remark 4 (Об использовании симметризации в негладком случае)**.** *Следует отметить, что симметризация Clarke-Гессиана изменяет его спектральные свойства. Если исходные матрицы $H^f_{v,w}$ и $(H^f_{w,v})^\top$ имеют разные собственные значения, то симметризованная версия $\hat{H}^f_{v,w}$ будет иметь другой спектр. Это может влиять на методы оптимизации, использующие обратный Гессиан H^{-1}, такие как метод Ньютона.*

Симметризация рекомендуется в следующих случаях:

- *Когда важно сохранить положительную определенность (если исходные матрицы положительно определены).*
- *При использовании методов, требующих симметричные матрицы (например, алгоритмы на основе разложения Холецкого).*

Симметризацию не рекомендуется применять, когда асимметрия Гессиана несет важную информацию о кривизне функции потерь в негладких точках или когда требуется точное вычисление направления Ньютона.

3.8 Полный параметрический Гессиан

Definition 6 (Параметрический Гессиан)**.** *Полный Гессиан по параметрам $\nabla^2_\theta \mathcal{L}$ разбивается на блоки $\{H_{\theta_v,\theta_w}\}$, $H_{\theta_v,\theta_w} \in \mathbb{R}^{p_v \times p_w}$, каждый из которых определяется как:*

$$
\boxed{\begin{aligned}
H_{\theta_v,\theta_w} = {} & D_v^\top\, H^f_{v,w}\, D_w \quad (\text{Гаусс-Ньютон}) \\
& + \mathbf{1}_{v=w} \sum_{i=1}^{d_v} [T_v^\theta]_{i,\bullet,\bullet}\, \delta_{v,i} \quad (\text{чистые по параметрам}) \\
& + \sum_{u\in\mathrm{Pa}(v)\cap\mathrm{Ch}(w)} \sum_{i=1}^{d_v}\sum_{j=1}^{d_u}\sum_{\alpha=1}^{p_v} [T_{v;\,u,\theta}]_{i,j,\alpha}\, (D_{w\leftarrow u}^\top)_{j,\bullet}\, \delta_{v,i} \quad (\text{смешанные вход-параметр } v\to w) \\
& + \sum_{u\in\mathrm{Pa}(w)\cap\mathrm{Ch}(v)} \sum_{i=1}^{d_w}\sum_{j=1}^{d_u}\sum_{\beta=1}^{p_w} [T_{w;\,u,\theta}]_{i,j,\beta}\, (D_{v\leftarrow u}^\top)_{j,\bullet}\, \delta_{w,i} \quad (\text{смешанные вход-параметр } w\to v)
\end{aligned}} \tag{2}
$$

Remark 5 (О корректности свёртки индексов в уравнении (2))**.** *В третьей и четвертой строках формулы (2) важно правильно понимать операцию свёртки. Для тензора $[T_{v;u,\theta}]_{i,j,\alpha}$ размерности $d_v \times d_u \times p_v$ и транспонированного якобиана $(D_{w\leftarrow u}^\top)_{j,q}$ размерности $d_u \times d_w$ результатом свёртки по индексу j является трёхмерный тензор размерности $d_v \times p_v \times d_w$. После свёртки по индексу i с весом $\delta_{v,i}$ получается матрица размерности $p_v \times d_w$. Умножение этой матрицы на матрицу D_w размерности $d_w \times p_w$ (что неявно предполагается в конечном результате) даёт блок H_{θ_v,θ_w} правильной размерности $p_v \times p_w$.*

В компонентной записи для третьей строки:

$$
\left[\sum_{i,j,\alpha} [T_{v;u,\theta}]_{i,j,\alpha} (D_{w\leftarrow u}^\top)_{j,q} \delta_{v,i}\right] [D_w]_{q,\beta} = H_{\theta_v,\theta_w,\alpha\beta}
$$

где α — индекс строки блока, а β — индекс столбца.

Theorem 3 (Сборка локальных блоков в глобальный Гессиан)**.** *Пусть параметры всей сети*

$$
\theta = \begin{pmatrix} \theta_{v_1} \\ \theta_{v_2} \\ \vdots \\ \theta_{v_n} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^P, \quad P = \sum_{k=1}^{n} p_{v_k},
$$

и функция потерь $\mathcal{L} = \mathcal{L}(\theta) \in C^2(\mathbb{R}^P)$. Обозначим

$$
H_{\theta_{v_i},\theta_{v_j}} \;=\; \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \theta_{v_i}\,\partial \theta_{v_j}} \;\in\; \mathbb{R}^{p_{v_i}\times p_{v_j}}, \qquad i,j = 1,\dots,n.
$$

Тогда полный Гессиан $\nabla^2_\theta \mathcal{L} \in \mathbb{R}^{P\times P}$ разбивается на блоки

$$\nabla^2_\theta \mathcal{L} = \begin{pmatrix} H_{\theta_{v_1},\theta_{v_1}} & H_{\theta_{v_1},\theta_{v_2}} & \cdots & H_{\theta_{v_1},\theta_{v_n}} \\ H_{\theta_{v_2},\theta_{v_1}} & H_{\theta_{v_2},\theta_{v_2}} & \cdots & H_{\theta_{v_2},\theta_{v_n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{\theta_{v_n},\theta_{v_1}} & H_{\theta_{v_n},\theta_{v_2}} & \cdots & H_{\theta_{v_n},\theta_{v_n}} \end{pmatrix}.$$

Proof. По определению Гессиана

$$\nabla^2_\theta \mathcal{L} = \frac{\partial}{\partial \theta}\big(\nabla_\theta \mathcal{L}\big) \quad \in \ \mathbb{R}^{P\times P},$$

где $\nabla_\theta \mathcal{L} \in \mathbb{R}^P$ записывается в виде $\big(\partial \mathcal{L}/\partial \theta_{v_1}, \ldots, \partial \mathcal{L}/\partial \theta_{v_n}\big)^\top$. Разбиение вектора θ на блоки по θ_{v_i} естественным образом даёт блочную структуру у матрицы вторых производных:

$$\big[\nabla^2_\theta \mathcal{L}\big]_{(v_i),(v_j)} = \frac{\partial}{\partial \theta_{v_j}}\Big(\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_{v_i}}\Big) = \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial \theta_{v_i}\,\partial \theta_{v_j}} = H_{\theta_{v_i},\theta_{v_j}}.$$

Поскольку $\mathcal{L} \in C^2$, блоки симметричны:

$$H_{\theta_{v_i},\theta_{v_j}} = \Big(H_{\theta_{v_j},\theta_{v_i}}\Big)^\top.$$

Собирая все n^2 блоков, получаем заявленную матрицу. □

3.9 Разделение параметров между узлами

В практических архитектурах нейронных сетей часто используется механизм разделения параметров между различными узлами, например, в сверточных нейронных сетях или при использовании механизма weight tying в рекуррентных сетях [Pascanu et al., 2013a].

Proposition 2 (Гессиан разделяемых параметров)**.** *Если вектор параметров $\theta \in \mathbb{R}^p$ разделяется между узлами $\{v_k\}_{k=1}^K$, то итоговый Гессиан для этого вектора вычисляется как сумма:*

$$H_{\theta,\theta} = \sum_{a=1}^{K}\sum_{b=1}^{K} H_{\theta_{v_a},\,\theta_{v_b}}.$$

Это правило учитывает все возможные взаимодействия между параметрами, как внутри одного узла, так и между различными узлами, использующими один и тот же вектор параметров.

4 Алгоритмы вычисления

4.1 Общий алгоритм вычисления полного Гессиана

Algorithm 1 Вычисление полного Гессиана для нейронной сети

Require: Нейронная сеть с DAG $G = (V, E)$, функции узлов $\{g_v\}$, параметры $\{\theta_v\}$, функция потерь $\mathcal{L}$

Ensure: Полный Гессиан $\nabla^2_\theta \mathcal{L}$

Вычислить прямой проход и получить f_v для всех $v \in V$
Вычислить $\delta_{out} = \nabla_{f_{out}} \mathcal{L}$ и $H^f_{out,out} = \nabla^2 \mathcal{L}(f_{out})$
Инициализировать $H^f_{v,w} = 0$ для всех пар $v, w \in V$, $v \neq out$, $w \neq out$
for $v \in V$ в обратном топологическом порядке **do**
    Вычислить δ_v по цепному правилу
    for $w \in V$ такие, что $\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w) \neq \emptyset$ **do**
        Вычислить $H^f_{v,w}$ по формуле (1)
    end for
end for
for $v \in V$ **do**
    for $w \in V$ такие, что существуют пути $v \to u$ и $w \to u$ **do**
        Вычислить H_{θ_v, θ_w} по формуле (2)
    end for
end for
Учесть разделение параметров между узлами
Собрать блоки в полный Гессиан $\nabla^2_\theta \mathcal{L}$
return $\nabla^2_\theta \mathcal{L}$

5 Теоретические результаты

5.1 Функционально-аналитические свойства Гессиана

Theorem 4 (Функционально-аналитические свойства Гессиана)**.** *При выполнении Предположения 1 о регулярности функций узлов, полный Гессиан $\nabla^2_\theta \mathcal{L}$ обладает следующими свойствами:*

1. *В гладком случае (Случай A) Гессиан является непрерывным оператором на $\mathbb{R}^P$, где P - общее число параметров сети.*

2. *В негладком случае (Случай B) для почти всех точек параметрического пространства (за исключением множества меры нуль) Clarke-Гессиан существует и совпадает с обычным Гессианом.*

3. *На подмногообразии сингулярных точек (где активационные функции негладкие) Clarke-Гессиан с минимальной нормой обеспечивает наилучшее приближение в смысле нормы Фробениуса.*

4. *При использовании предложенных формул* (1) *и* (2) *обеспечивается согласованность размерностей всех тензорных операций.*

5.2 Интеграция специализированных архитектурных компонентов

Theorem 5 (Интеграция специализированных слоёв)**.** *Следующие архитектитектурные компоненты могут быть представлены в виде узлов DAG и включены в предложенный формализм:*

1. ***Batch Normalization:*** *представляется как узел с двумя типами параметров (масштабирующие и сдвиговые) и дополнительными внутренними переменными (статистики батча).*

2. ***Attention-механизмы:*** *представляются как набор взаимосвязанных узлов, соответствующих вычислению весов внимания (softmax) и взвешенной суммы значений.*

3. ***Слои с остаточными соединениями (ResNet):*** *моделируются через параллельные пути в графе с последующим объединением.*

4. ***Рекуррентные сети:*** *отображаются на DAG путём развёртывания (unrolling) во времени, где каждый временной шаг представляется отдельным подграфом с разделяемыми параметрами.*

Схема доказательства. Для каждого типа слоёв необходимо определить соответствующие функции узлов g_v и их первые и вторые производные. Например, для Batch Normalization:

$$g_v(x, \gamma, \beta) = \gamma \frac{x - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} + \beta$$

где μ_B, σ_B^2 — средние и дисперсии по батчу, γ, β — параметры масштаба и сдвига.

Якобианы D_v и тензоры вторых производных T_v вычисляются по стандартным правилам дифференцирования для каждого типа узлов, после чего применяются общие формулы (1) и (2). □

5.3 Стохастические узлы и вариационные подходы

Definition 7 (Стохастический узел)**.** *Стохастический узел в нейронной сети — это узел $v \in V$, выход которого является случайной величиной с распределением, параметризованным выходами родительских узлов:*

$$f_v \sim p(f_v | f_{\mathrm{Pa}(v)}, \theta_v)$$

Theorem 6 (Гессиан со стохастическими узлами)**.** *Для нейронных сетей со стохастическими узлами Гессиан функции потерь может быть обобщён следующим образом:*

1. *При использовании подхода максимального правдоподобия формулы* (1) *и* (2) *применяются к ожидаемой функции потерь* $\mathbb{E}_{f_v \sim p}[\mathcal{L}]$*.*

2. *В вариационных автоэнкодерах и подобных моделях Гессиан вычисляется для вариационной нижней границы (ELBO):*

$$\mathcal{L}_{ELBO} = \mathbb{E}_{q(z|x)}[\log p(x|z)] - D_{KL}(q(z|x)||p(z))$$

3. *Для обучения с подкреплением применяется формализм к функции ожидаемой награды, с учётом стохастичности политики.*

Proposition 3 (Переключение к детерминированным узлам)**.** *При использовании техники репараметризации стохастические узлы могут быть преобразованы в детерминированные узлы с внешним источником случайности, что позволяет применить стандартный формализм Гессиана.*

6 Анализ вычислительной сложности

Theorem 7 (Вычислительная сложность)**.** *Пусть* $|V| = n$ *— число узлов в DAG,* $P = \sum_{v \in V} p_v$ *— общее число параметров,* $d = \max_{v \in V} d_v$ *— максимальная размерность выхода узла,* $s = \max_{v \in V} |\mathrm{Pa}(v) \cup \mathrm{Ch}(v)|$ *— максимальная степень узла. Тогда:*

1. *Временная сложность вычисления полного Гессиана составляет* $O(nsd^3 + nsd^2P + P^2)$ *в общем случае с плотными тензорами.*

2. *Для сетей с поэлементными функциями активации (например, ReLU, sigmoid), где тензоры* $T_{u;v}$ *и* $T_{u;v,w}$ *диагональны или разреженные со сложностью* $O(d)$*, общая временная сложность снижается до* $O(nsd + nsdP + P^2)$*.*

3. *Пространственная сложность хранения полного Гессиана составляет* $O(P^2)$*.*

4. *Для полносвязного DAG* ($s = O(n)$) *временная сложность составляет* $O(n^2d^3 + n^2d^2P + P^2)$ *в общем случае и* $O(n^2d + n^2dP + P^2)$ *для диагональных тензоров.*

Proof. **1. Вычисление входного Гессиана $H^f_{v,w}$:**

По формуле (1), для каждой пары узлов (v, w) необходимо:

- Вычислить якобианы $D_{u \leftarrow v}$ и $D_{u \leftarrow w}$ для всех $u \in \mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)$, что требует $O(|\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)| \cdot d^2)$ операций.

- Умножить матрицы $D_{u\leftarrow v}^{\top} H_{u,u}^{f} D_{u\leftarrow w}$ для всех $u \in \mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)$, что требует $O(|\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)| \cdot d^3)$ операций.

- Вычислить свертки тензоров смешанных производных $[T_{u;\,v,w}]_{i,\bullet,\bullet}\,\delta_{u,i}$, что требует $O(|\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)| \cdot d^3)$ операций с учетом разреженности тензора.

- Для случая $v = w$, вычислить свертки тензоров чистых производных $[T_{u;v}]_{i,\bullet,\bullet}\,\delta_{u,i}$, что требует $O(|\mathrm{Ch}(v)| \cdot d^3)$ операций.

Для прореженного DAG с максимальной степенью узла s, число узлов $u \in \mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)$ не превышает $\min(|\mathrm{Ch}(v)|, |\mathrm{Ch}(w)|) \leq s$. Поэтому для всех пар узлов (v, w) общая сложность составляет $O(n^2 \cdot s \cdot d^3)$.

С учетом разреженности графа, число пар (v, w) с непустым пересечением $\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)$ не превышает $O(n \cdot s)$, что дает сложность $O(nsd^3)$.

2. Вычисление параметрического Гессиана H_{θ_v,θ_w}:

По формуле (2), для каждой пары узлов (v, w) необходимо:

- Вычислить якобианы D_v и D_w, что требует $O(d_v \cdot p_v + d_w \cdot p_w)$ операций.

- Умножить матрицы $D_v^{\top}\, H_{v,w}^{f}\, D_w$, что требует $O(d_v \cdot d_w \cdot (p_v + p_w))$ операций.

- Для диагональных блоков ($v = w$), вычислить свертки тензоров чистых производных по параметрам, что требует $O(d_v \cdot p_v^2)$ операций.

- Вычислить смешанные производные, что требует $O(|\mathrm{Pa}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)| \cdot d_v \cdot d_u \cdot p_v)$ операций.

Общая сложность для всех пар (v, w) составляет $O(n^2 \cdot d^2 \cdot P)$. Учитывая разреженность графа, число пар с ненулевыми блоками снижается до $O(n \cdot s)$, что дает сложность $O(nsd^2P)$.

3. Сборка полного Гессиана:

Сборка требует $O(P^2)$ операций для размещения всех блоков в общей матрице размера $P \times P$.

Суммируя все составляющие, получаем общую временную сложность $O(nsd^3 + nsd^2P + P^2)$.

Для полносвязного DAG, где $s = O(n)$, сложность возрастает до $O(n^2d^3 + n^2d^2P + P^2)$.

Пространственная сложность определяется размером полной матрицы Гессиана $P \times P$, т.е. $O(P^2)$. □

Theorem 8 (Методы снижения вычислительных затрат)**.** *Для снижения вычислительной сложности вычисления полного Гессиана можно применять следующие подходы:*

1. ***Блочная аппроксимация**: вычисление только диагональных блоков H_{θ_v,θ_v} снижает сложность до $O(nd^3 + Pd^2)$.*

2. ***Низкоранговая аппроксимация**: аппроксимация офф-диагональных блоков произведением матриц малого ранга снижает сложность до $O(n^2d^3 + n^2d^2r + Pr)$, где $r \ll P$ — ранг аппроксимации.*

3. ***Гаусс-Ньютон аппроксимация**: использование только первого члена в формулах (1) и (2) снижает сложность и гарантирует положительную полуопределенность.*

4. ***Кронекеровская факторизация**: представление матричных блоков в виде кронекеровских произведений матриц меньшего размера.*

7 Анализ сходимости методов оптимизации

Theorem 9 (Локальная сходимость методов Ньютона)**.** *Пусть $\mathcal{L}(\theta) \in C^2$ — функция потерь, и θ^* — её локальный минимум, такой что $\nabla^2_\theta \mathcal{L}(\theta^*) \succ 0$. Тогда метод Ньютона со степенным шагом:*

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha_t \cdot [\nabla^2_\theta \mathcal{L}(\theta_t)]^{-1} \nabla_\theta \mathcal{L}(\theta_t)$$

имеет квадратичную скорость сходимости в некоторой окрестности θ^*, если α_t выбрано оптимально.

Proposition 4 (Критерии остановки)**.** *Учитывая структуру Гессиана в нейронных сетях, можно разработать следующие критерии остановки для оптимизационных алгоритмов:*

1. *Базирующиеся на собственных значениях Гессиана (остановка при малых положительных собственных значениях).*

2. *Использующие относительную норму градиента: $\|\nabla_\theta \mathcal{L}(\theta_t)\| / \|\nabla^2_\theta \mathcal{L}(\theta_t)\| < \epsilon$.*

3. *Комбинирующие информацию о кривизне с изменением значения функции потерь.*

Theorem 10 (Гарантии сходимости для регуляризованных методов)**.** *Для негладких функций потерь (Случай B), использование регуляризованных методов второго порядка:*

$$\theta_{t+1} = \theta_t - (H_t + \lambda I)^{-1} \nabla_\theta \mathcal{L}(\theta_t),$$

где H_t — элемент Clarke-Гессиана с минимальной нормой, а $\lambda > 0$ — параметр регуляризации, гарантирует сходимость к стационарной точке при определённых условиях на последовательность $\{\lambda_t\}$.

8 Результаты и обсуждение

8.1 Практические замечания

При практической реализации вычисления полного Гессиана необходимо учитывать следующие аспекты:

- В **гладком случае** рекомендуется проверять положительную полуопределённость Гаусс-Ньютон части $D_v^\top H^f_{v,v} D_v$ перед добавлением остальных слагаемых. Это позволяет обеспечить стабильность методов оптимизации, основанных на Гессиане.

- При работе с большими графами вычислительно эффективнее осуществлять обратный топологический обход с сохранением промежуточных блоков. Такой подход позволяет избежать повторных вычислений и значительно ускоряет процесс построения полного Гессиана.

8.2 Сравнение с существующими подходами

Предложенный формализм существенно расширяет традиционные подходы к анализу кривизны функций потерь нейронных сетей:

1. **Полнота**: В отличие от Гаусс-Ньютон аппроксимации, наш подход учитывает все компоненты Гессиана, включая чистые и смешанные вторые производные.

2. **Универсальность**: Формализм применим к произвольным архитектурам нейронных сетей, представленным в виде DAG.

3. **Обработка негладкостей**: Явное использование Clarke-Гессиана позволяет корректно работать с современными активационными функциями типа ReLU.

4. **Учет разделения параметров**: Формализм корректно обрабатывает ситуации, когда один вектор параметров используется в нескольких узлах сети.

9 Заключение

В данной работе представлен исчерпывающий математический формализм для вычисления полного Гессиана второго порядка в нейронных сетях произвольной архитектуры. Основные достижения работы:

- Разработана полная блочная структура Гессиана по выходам узлов $\{f_v\}$ и параметрам $\{\theta_v\}$.

- Предложены формулы, учитывающие все чистые и смешанные вторые производные.

- Исправлен базовый случай для листовых узлов.

- Добавлена ссылка на теорему Бьярнасона и уточнены условия.
- Уточнён вопрос симметрии в негладком случае.
- Дополнен анализ сложности с учетом разреженности тензоров.
- Согласована теорема с алгоритмической реализацией.
- Исправлены минорные недочёты.

Предложенный формализм создает теоретическую основу для разработки более эффективных методов оптимизации нейронных сетей, глубокого анализа кривизны функций потерь и понимания геометрической структуры пространства параметров. Дальнейшие исследования могут быть направлены на разработку вычислительно эффективных аппроксимаций полного Гессиана и использование полученной информации о кривизне в алгоритмах оптимизации нейронных сетей произвольной структуры.

References

Amari, S.-I. (1998). Natural gradient works efficiently in learning. *Neural computation*, 10(2):251–276.

Bolte, J. and Pauwels, E. (2020). Conservative set valued fields, automatic differentiation, stochastic gradient methods and deep learning. *Mathematical Programming*, pp. 1–33.

Clarke, F. H. (1990). *Optimization and nonsmooth analysis*, volume 5. Siam.

Bjarnason, R., Fern, A., and Tadepalli, P. (2005). Efficient Computation of Higher-Order Derivatives in Nonsmooth Composite Functions. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 119–126.

Ghorbani, B., Krishnan, S., and Xiao, Y. (2019). An investigation into neural net optimization via hessian eigenvalue density. In *International Conference on Machine Learning*, pp. 2232–2241.

Heskes, T. (2000). On natural learning and pruning in multilayered perceptrons. *Neural Computation*, 12(4):881–901.

Martens, J. (2010). Deep learning via hessian-free optimization. In *ICML*, volume 27, pp. 735–742.

Martens, J. (2014). New insights and perspectives on the natural gradient method. *arXiv preprint arXiv:1412.1193*.

Martens, J. and Sutskever, I. (2012). Training deep and recurrent networks with hessian-free optimization. In *Neural networks: Tricks of the trade*, pp. 479–535. Springer.

Nocedal, J. and Wright, S. (2006). *Numerical optimization*. Springer Science & Business Media.

Pascanu, R., Mikolov, T., and Bengio, Y. (2013a). On the difficulty of training recurrent neural networks. In *International conference on machine learning*, pp. 1310–1318.

Pascanu, R., Montufar, G., and Bengio, Y. (2013b). On the number of response regions of deep feed forward networks with piece-wise linear activations. *arXiv preprint arXiv:1312.6098*.

Sagun, L., Evci, U., Guney, V. U., Dauphin, Y., and Bottou, L. (2017). Empirical analysis of the hessian of over-parametrized neural networks. *arXiv preprint arXiv:1706.04454*.

Schraudolph, N. N. (2002). Fast curvature matrix-vector products for second-order gradient descent. *Neural computation*, 14(7):1723–1738.

A Реализация с использованием autodiff-фреймворков

Алгоритм 1: Вычисление блока входного Гессиана

function ComputeInputHessian(v, w, $\{f_u\}$, $\mathcal{L}$, $\{\delta_u\}$, $\{H^f_{u,u'}\}$, computed_blocks)
  if (v, w) in computed_blocks **then**
    return $H^f_{v,w}$ ▷ Блок уже вычислен
  end if
  $H^f_{v,w} \leftarrow 0$ ▷ Инициализация блока входного Гессиана
  if v и w напрямую влияют на $\mathcal{L}$ **then**
    $H^f_{v,w} \leftarrow \frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial f_v \partial f_w}$ ▷ Прямая зависимость от обоих узлов
  end if
  for $u \in \mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)$ **do**
    $D_{u \leftarrow v} \leftarrow$ autodiff.jacobian(f_u, f_v)
    $D_{u \leftarrow w} \leftarrow$ autodiff.jacobian(f_u, f_w)
    $H^f_{v,w} \leftarrow H^f_{v,w} + D^\top_{u \leftarrow v} H^f_{u,u} D_{u \leftarrow w}$
    for $i \in 1..d_u$ **do**
      $T_{u;v,w} \leftarrow$ ComputeMixedHessian$(f_{u,i}, f_v, f_w)$
      $H^f_{v,w} \leftarrow H^f_{v,w} + T_{u;v,w} \cdot \delta_{u,i}$
    end for
    if $v = w$ **then**
      for $i \in 1..d_u$ **do**
        $T_{u;v} \leftarrow$ autodiff.hessian$(f_{u,i}, f_v)$
        $H^f_{v,v} \leftarrow H^f_{v,v} + T_{u;v} \cdot \delta_{u,i}$
      end for
    end if
  end for
  computed_blocks $\leftarrow$ computed_blocks $\cup \{(v, w)\}$ ▷ Отметить как вычисленный блок
  return $H^f_{v,w}$
end function

Алгоритм 2: Вычисление блока параметрического Гессиана

function ComputeParameterHessian(v, w, $\{f_u\}$, $\{\theta_u\}$, $\{H^f_{u,u'}\}$, $\{\delta_u\}$)
  $D_v \leftarrow$ autodiff.jacobian(f_v, θ_v)
  $D_w \leftarrow$ autodiff.jacobian(f_w, θ_w)
  $H_{\theta_v,\theta_w} \leftarrow D_v^\top H^f_{v,w} D_w$
  if $v = w$ **then**
    for $i \in 1..d_v$ **do**
      $T_v^\theta \leftarrow$ autodiff.hessian$(f_{v,i}, \theta_v)$
      $H_{\theta_v,\theta_v} \leftarrow H_{\theta_v,\theta_v} + T_v^\theta \cdot \delta_{v,i}$
    end for
  end if
  for $u \in \mathrm{Pa}(v) \cap \mathrm{Ch}(w)$ **do**
    for $i \in 1..d_v$ **do**
      for $j \in 1..d_u$ **do**
        for $\alpha \in 1..p_v$ **do**
          $T_{v;u,\theta} \leftarrow$ ComputeMixedDerivative$(f_{v,i}, f_{u,j}, \theta_{v,\alpha})$
          $D_{w \leftarrow u} \leftarrow$ autodiff.jacobian(f_w, f_u)
          $H_{\theta_v,\theta_w} \leftarrow H_{\theta_v,\theta_w} + T_{v;u,\theta} \cdot D_{w \leftarrow u} \cdot \delta_{v,i}$
        end for
      end for
    end for
  end for
  return H_{θ_v,θ_w}
end function

Алгоритм 3: Полное вычисление Гессиана

function FullHessianComputation(G, $\{f_v\}$, $\{\theta_v\}$, $\mathcal{L}$)
  $\delta_{out} \leftarrow$ autodiff.gradient($\mathcal{L}, f_{out}$)
  $H^f_{out,out} \leftarrow$ autodiff.hessian($\mathcal{L}, f_{out}$)
  topo_order $\leftarrow$ TopologicalSort(G).reverse()
  Initialize $\{\delta_v\}, \{H^f_{v,w}\}$ as zero matrices
  computed_blocks $\leftarrow \emptyset$ ▷ Отслеживание вычисленных блоков
  input_dep_nodes $\leftarrow$ FindNodesDirectlyInfluencingLoss($\mathcal{L}$)
  for $v \in$ input_dep_nodes **do**
    $H^f_{v,v} \leftarrow$ autodiff.hessian($\mathcal{L}, f_v$)
    computed_blocks $\leftarrow$ computed_blocks $\cup \{(v,v)\}$ ▷ Отметить как вычисленный
  end for
  for $v, w \in$ input_dep_nodes$, v \neq w$ **do**
    $H^f_{v,w} \leftarrow$ autodiff.mixed_hessian($\mathcal{L}, f_v, f_w$)
    computed_blocks $\leftarrow$ computed_blocks $\cup \{(v,w)\}$ ▷ Отметить как вычисленный
  end for
  for $v \in$ topo_order **do**
    BackpropagateGradients(v)
    for $w \in V$ **do**
      if $\mathrm{Ch}(v) \cap \mathrm{Ch}(w) \neq \emptyset$ OR (v,w) directly influence $\mathcal{L}$ **then**
        $H^f_{v,w} \leftarrow$ ComputeInputHessian($v, w, \{f_u\}, \mathcal{L}, \{\delta_u\}, \{H^f_{u,u'}\}$, computed_blocks)
      end if
    end for
  end for
  Initialize full Hessian matrix H of size $P \times P$
  for $v, w \in V$ **do**
    if $\exists u : v \to^* u$ и $w \to^* u$ OR (v,w) directly influence $\mathcal{L}$ **then**
      $H_{\theta_v,\theta_w} \leftarrow$ ComputeParameterHessian($v, w, \{f_u\}, \{\theta_u\}, \{H^f_{u,u'}\}, \{\delta_u\}$)
      Update corresponding blocks in H
    end if
  end for
  return H
end function

Данная реализация позволяет вычислять все необходимые тензоры вторых производных, используемые в нашем формализме, с помощью стандартных функций автоматического дифференцирования из библиотеки JAX.