Динамическое наращивание сети

- $oldsymbol{0}$ обучение при заведомо недостаточном числе нейронов H;
- ② после стабилизации Q(w) добавление нового нейрона и его инициализация путём обучения
 - либо по случайной подвыборке $X' \subseteq X^{\ell}$;
 - либо по объектам с наибольшими значениями потерь;
 - либо по случайному подмножеству входов;
 - либо из различных случайных начальных приближений;
- 3 снова итерации BackProp;

Эмпирический опыт: Общее время обучения обычно лишь в 1.5–2 раза больше, чем если бы в сети сразу было нужное количество нейронов. Полезная информация, накопленная сетью, не теряется при добавлении новых нейронов.

Прореживание сети (OBD — Optimal Brain Damage)

Пусть w — локальный минимум Q(w), тогда Q(w) можно аппроксимировать квадратичной формой:

$$Q(w + \delta) = Q(w) + \frac{1}{2}\delta^{\mathsf{T}}Q''(w)\delta + o(\|\delta\|^2),$$

где
$$Q''(w)=\left(rac{\partial^2 Q(w)}{\partial w_{ih}\partial w_{i'h'}}
ight)$$
 — гессиан, размера $\left(H(n+M+1)+M
ight)^2$.

Эвристика. Пусть гессиан Q''(w) диагонален, тогда

$$\delta^{\mathsf{T}} Q''(w) \delta = \sum_{j=0}^{n} \sum_{h=1}^{H} \delta_{jh}^{2} \frac{\partial^{2} Q(w)}{\partial w_{jh}^{2}} + \sum_{h=0}^{H} \sum_{m=0}^{M} \delta_{hm}^{2} \frac{\partial^{2} Q(w)}{\partial w_{hm}^{2}}.$$

Хотим обнулить вес: $w_{jh} + \delta_{jh} = 0$. Как изменится Q(w)?

Определение. Значимость (salience) веса w_{jh} — это изменение функционала Q(w) при его обнулении: $S_{jh}=w_{jh}^2 \frac{\partial^2 Q(w)}{\partial w_{ih}^2}$.

Прореживание сети (OBD — Optimal Brain Damage)

- f O В BackProp вычислять вторые производные $rac{\partial^2 Q}{\partial w_{jh}^2}, rac{\partial^2 Q}{\partial w_{hm}^2}$
- $oldsymbol{Q}$ Если процесс минимизации Q(w) пришёл в минимум, то
 - упорядочить все веса по убыванию S_{jh} ;
 - удалить N связей с наименьшей значимостью;
 - снова запустить BackProp.
- ullet Если $Q(w,X^\ell)$ или $Q(w,X^k)$ существенно ухудшился, то вернуть последние удалённые связи и выйти.

Отбор признаков с помощью OBD — аналогично.

Суммарная значимость признака:
$$S_j = \sum_{h=1}^H S_{jh}$$
.

Эмпирический опыт: результат постепенного прореживания обычно лучше, чем BackProp изначально прореженной сети.

Резюме

- Нейрон = линейная классификация или регрессия.
- Нейронная сеть = суперпозиция нейронов с нелинейной функцией активации. Двух-трёх слоёв достаточно для решения очень широкого класса задач.
- Для решения очень сложных задач используются глубокие сети (Deep Learning).
- BackProp = быстрое дифференцирование суперпозиций.
 Позволяет обучать сети практически любой конфигурации.
- Некоторые меры по улучшению сходимости и качества:
 - регуляризация
 - перетасовка объектов
 - инициализация нейронов как отдельных алгоритмов
 - адаптивный градиентный шаг
 - метод сопряжённых градиентов и chunking
 - динамическое наращивание
 - прореживание (OBD)