Lemma 3.1. Let $k \in \mathbb{N}_0$ and $s \in 2\mathbb{N} - 1$. Then it holds that for all $\epsilon > 0$ there exists a shallow tanh neural network $\Psi_{s,\epsilon} : [-M,M] \to \mathbb{R}^{\frac{s+1}{2}}$ of width $\frac{s+1}{2}$ such that

$$\max_{\substack{p \le s, \\ p \ odd}} \left\| f_p - (\Psi_{s,\epsilon})_{\frac{p+1}{2}} \right\|_{W^{k,\infty}} \le \epsilon, \tag{17}$$

這個lemma本質上是用一個函數(控制lemma本質上是用一個函數(控制lemma本質上是用一個函數(控制lemma,並且確保兩函數的lemma。lemma,lemma,lemma,lemma,lemma,lemma,lemma。lemma,lemma,lemma。lemma。lemma

(Norm in Sobolev space)

Def. ||f-g||wk,== max sup | D^f - D^g| : D^f 是 f的 以 普敦

Osask

這個範數是用來衡量原函數和逼近函數的誤差,他的特性是確保0~k階導數的形狀都大致吻合

接下來用以下的方式定義函數
$$\hat{+}_{q,h}(y)$$
 用來逼近 $\hat{+}_{p}(y) = y^{p}$

3.1. Univariate polynomials

We first describe how to approximate univariate polynomials of any degree with tanh neural networks. We introduce the p-th order central finite difference operator δ_h^p for any $f \in C^{p+2}([a,b])$ for some $p \in \mathbb{N}$ by

$$\delta_h^p[f](x) = \sum_{i=0}^p (-1)^i \binom{p}{i} f\left(x + \left(\frac{p}{2} - i\right)h\right). \tag{15}$$

Next we define for any $p \in \mathbb{N}$, $q \in 2\mathbb{N} - 1$ and M > 0 the monomials $f_p : [-M, M] \to \mathbb{R}$ and the tanh neural networks $\hat{f}_{q,h} : [-M, M] \to \mathbb{R}$ as

$$f_p(y) := y^p$$
 and $\hat{f}_{q,h}(y) := \frac{\delta_{hy}^q[\sigma](0)}{\sigma^{(q)}(0)h^q}$. (16)

ex. for
$$p=3$$
, $\delta_h^3[f](x) = f(x+\frac{3h}{2}) - 3f(x+\frac{h}{2}) + 3f(x-\frac{h}{2}) - f(x-\frac{3h}{2})$

根據一些技巧性的運算以及定理應用後,我們得到以下的不等式

$$\left\| f_p - \hat{f}_{p,h} \right\|_{W^{k,\infty}} \le \left((2(p+2)pM)^{p+3} + (2pk)^{k+1} \right) h^2 =: \epsilon.$$

對於任意給定的epsilon我們可以藉由微調h來控制誤差的大小,確保逼近函數近似於原函數

Lemma 3.2. Let $k \in \mathbb{N}_0$, $s \in 2\mathbb{N} - 1$ and M > 0. For every $\epsilon > 0$, there exists a shallow tanh neural network $\psi_{s,\epsilon} : [-M,M] \to \mathbb{R}^s$ of width $\frac{3(s+1)}{2}$ such that

$$\max_{p \le s} \|f_p - (\psi_{s,\epsilon})_p\|_{W^{k,\infty}} \le \epsilon. \tag{26}$$

Lemma 3.1 專注於p是奇數的情況,3.2則是不限制p的奇偶。

對於任意整數p,我們能將問題拆成奇數次方部分(使用Lemma 3.1)及偶數次方的部分分開處理

對於偶數次方的部分, Define:

$$(\psi_{s,\epsilon}(y))_{2n} = \frac{1}{2\alpha(2n+1)} \left(\hat{f}_{2n+1,h}(y+\alpha) - \hat{f}_{2n+1,h}(y-\alpha) - 2\sum_{k=0}^{n-1} {2n+1 \choose 2k} \alpha^{2(n-k)+1} (\psi_{s,\epsilon}(y))_{2k} \right).$$

使用 notation $E_p = \|f_p - (\psi_{s,\epsilon})_p\|_{W^{k,\infty}}$.

We can proof
$$E_p \leq E_p^* := \frac{2^{p/2}(1+\alpha)^{(p^2+p)/2}}{\alpha^{p/2}} \cdot \epsilon$$
. by M.I.

for p=2n 在證明這個不等式時,我們會得到以下結果

$$E_{2n} \le \frac{2}{\alpha} (1+\alpha)^{2n+1} E_{2(n-1)}^* \le \left(\frac{2}{\alpha} (1+\alpha)^{2n+1}\right)^n \cdot \epsilon = E_{2n}^*.$$

也就是說,透過控制h及alpha的值,我們能夠控制逼近函數與原函數 f_p 的 $0\sim$ k階導數近似