## تمرین کوتاه 4 – شبکه های عصبی – مازندرانیان – 830402066

## سوال 1) اثبات فرمول Log Loss در مسائل Multi-Class و استفاده از تابع SoftMax

انتروپی کراس (Cross-Entropy) بین دو توزیع احتمال p و p به صورت زیر تعریف می شود:

$$H(p,q) = -\Sigma(p(x) * log(q(x)))$$

فرض کنید یک نمونه با K کلاس داریم. برای این نمونه، مدل ما یک بردار احتمال  $p=(p1,p2,\ldots,pK)$  تولید می کند که در آن در آن p احتمال تعلق نمونه به کلاس p است. همچنین، برچسب واقعی نمونه را با یک بردار یک کدی p نشان می دهیم که در آن عنصر مربوط به کلاس صحیح برابر با p و بقیه عناصر برابر با p هستند. در این صورت، Log Loss به صورت زیر محاسبه می شود:

$$L = -\Sigma(yi * log(pi))$$
 
$$\frac{\partial L}{\partial l_n} = -\sum_i \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial l_n} = \sum_{i=n}^{n} \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \hat{y}_n (1 - \hat{y}_n) - \hat{y}_i \hat{y}_n = \sum_{i=n}^{n} \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \hat{y}_n (1 - \hat{y}_n) + \sum_{i \neq n} \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \hat{y}_i \hat{y}_n = \sum_{i=n}^{n} \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \hat{y}_n (1 - \hat{y}_n) + \sum_{i \neq n} \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \hat{y}_i \hat{y}_n = \sum_{i=n}^{n} \frac{y_i}{\hat{y}_i} \cdot \hat{y}_n \hat{y}_n + \sum_{i \neq n} \frac{y_i}{\hat{y}_n} \hat{y}_n = \sum_{i \neq n} \frac{y_i}{\hat{y}_n} \hat{y}_n + \sum_{i \neq n} \frac{y_i \hat{y}_n}{\hat{y}_n} = \sum_{i \neq n} \frac{y_i \hat{y}_n}{\hat{y}_n$$

## سوال 2) تشخیص Convex بودن تابع با استفاده از مشتق دوم

فرض کنید تابع  $f''(x)=x^2$  را داریم. مشتق اول این تابع f'(x)=2 و مشتق دوم آن  $f(x)=x^2$  است. از آنجایی که مشتق دوم همواره مثبت است، این تابع محدب است.

فرض کنید تابع  $f:\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  دو بار پیوسته مشتق پذیر باشد. این تابع در دامنه خود محدب است اگر و تنها اگر ماتریس هسیان (ماتریس مشتقات جزئی مرتبه دوم) آن در هر نقطه از دامنه، نیمه مثبت معین باشد.

- **ماتریس هسیان :**ماتریسی است که درایههای آن مشتقات جزئی مرتبه دوم تابع هستند.
- $x^T$  \*حاصلضرب A نیمه مثبت معین نامیده می شود اگر برای هر بردار غیرصفر A ماتریس A نیمه مثبت معین نامیده می نامیده می نامیده A بزرگتر یا مساوی صفر باشد.

در حالی که مثبت بودن مشتق دوم در تمام نقاط دامنه یک شرط کافی برای محدب بودن تابع است، اما شرط ضروری نیست. عبارت دیگر، اگر تابعی محدب باشد، لزوماً مشتق دوم آن در همه نقاط مثبت نیست.

توابع غیر مشتق پذیر :بسیاری از توابع محدب وجود دارند که در برخی نقاط مشتق پذیر نیستند. برای مثال، تابع مقدار مطلق x=0 در نقطه x=0 مشتق پذیر نیست، اما در کل یک تابع محدب است .

محدب بودن در نقاط عطف :در نقاط عطف یک تابع، مشتق دوم صفر می شود. این بدان معناست که در این نقاط، شرط مثبت بودن مشتق دوم نقض می شود، اما تابع ممکن است همچنان در اطراف این نقاط محدب باشد.