جبر خطی

دانشكده مهندسي كامپيوتر

حمیدرضا ربیعی، مریم رمضانی پاییز ۱۴۰۲



تمرین چهارم تاریخ انتشار: ۲۶ آذر ۱۴۰۲

مقدار و بردار ویژه، مشتق ماتریس، کمترین مربعات و فضای نرم تمرین چ

۱. پرسشهای خود درمورد این تمرین را در سامانه کوئرا مطرح کنید.

۲. سیاست ارسال با تاخیر: شما در مجموع در طول نیمسال میتوانید از ۱۶ روز تاخیر استفاده کنید. همچنین هر تمرین تئوری و عملی را میتوانید تا حداکثر
 ۳ روز با تاخیر تحویل دهید. این مقدار برای تمارین تئوری و عملی به صورت جداگانه حساب می شود. تاخیرها با مقیاس ساعت محاسبه شده و به بالا گرد
 م. شدند.

۳. سیاست مشارکت دانشجویان در حل کردن تمارین: دانشجویان میتوانند در حل تمارین برای رفع ابهام و یا بهدست آوردن ایده ی کلی با یک دیگر مشورت و همفکری کنند. این کار مورد تایید و تشویق تیم ارائه ی درس می باشد؛ چرا که همفکری و کار گروهی می تواند موجب تقویت یادگیری شود. اما بهدست آوردن جزئیات راه حل و نگارش پاسخ باید تماما توسط خود دانشجو انجام شود. حتما در انتهای پاسخهای ارسالی خود نام افرادی که با آنها همفکری کردید را ذکر کنند.

سوالات تئوری (۱۵ + ۷۵ نمره) تاریخ تحویل: ۸ دی ۱۴۰۲

یرسش ۱ (۱۲ نمره)

برای هر یک از ماتریسهای زیر، مقادیر ویژه آن را محاسبه کنید و برای هر یک، مجموعه حداکثری از بردار ویژههای مستقل خطی مرتبط با آن را بیابید. در نهایت بگویید ماتریس قطریپدیر هست یا نه. در حالت قطریپذیری، یک ماتریس P بیابید که در رابطه $P^{-1}AP = D$ صدق کند.

(آ) (۴ نمره)

$$A = \begin{bmatrix} 7 & \cdot & 1 \\ -1 & 7 & 7 \\ 1 & \cdot & 1 \end{bmatrix}$$

(ب) (۴ نمره)

$$A = \begin{bmatrix} 9 & 7 & \cdot \\ 7 & 7 & \cdot \\ \cdot & \cdot & -1 \end{bmatrix}$$

(ج) (۴ نمره)

$$A = \begin{bmatrix} 7 & \cdot & 1 \\ \cdot & 7 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

پاسخ

(آ) (۴ نمره) معادله مشخصه A را داریم:

$$det(A - \lambda I) = (\Upsilon - \lambda)(\lambda^{\Upsilon} - \Upsilon \lambda + \Upsilon) = {}^{\bullet}$$

پس مقادیر ویژه برابر با ۱ و ۲ و ۳ هستند. هر مقدار ویژه یک بردار ویژه مربوط به خود را دارد

$$\lambda = \mathbf{1} \to eigenvector = \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ \mathbf{F} \\ -\mathbf{1} \end{bmatrix}.$$

$$\lambda = \mathbf{Y} \to eigenvector = \begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ -\mathbf{Y} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix}.$$

$$\lambda = \Upsilon \rightarrow eigenvector = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

حال چون سه بردارویژه مستقل خطی داریم؛ آنگاه diagonalizable A است.ماتریس P با گرفتن بردار های ویژه و جایگزاری آنها به عنوان ستون های P بدست می آید.

$$P^{-1}AP = \begin{bmatrix} 1 & \cdot & 1 \\ 4 & -1 & 7 \\ -1 & \cdot & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 7 & \cdot & 1 \\ -1 & 7 & 7 \\ 1 & \cdot & 7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \cdot & 1 \\ 4 & -1 & 7 \\ -1 & \cdot & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cdot & \cdot \\ \cdot & 7 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 7 \end{bmatrix} = D$$

(ب) (۲ نمره) معادله مشخصه A را داریم:

$$det(A - \lambda I) = (1 + \lambda)(\lambda^{\Upsilon} - 4\lambda + 1\Upsilon) = \cdot$$

پس مقادیر ویژه برابر با ۱- و ۲ و ۷ هستند. هر مقدار ویژه یک بردار ویژه مربوط به خود را دارد.

$$\begin{split} \lambda &= - \mathbf{1} \to eigenvector = \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix}. \\ \lambda &= \mathbf{Y} \to eigenvector = \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ - \mathbf{Y} \end{bmatrix}. \\ \lambda &= \mathbf{Y} \to eigenvector = \begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix}. \end{split}$$

حال چون سه بردارویژه مستقل خطی داریم؛ آنگاه diagonalizable A است.ماتریس P با گرفتن بردار های ویژه و جایگزاری آنها به عنوان ستون های P بدست می آید.

$$P^{-1}AP = \begin{bmatrix} \cdot & 1 & \mathbf{Y} \\ \cdot & -\mathbf{Y} & 1 \\ 1 & \cdot & \cdot \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{Y} & \mathbf{Y} & \cdot \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Y} & \cdot \\ \cdot & \cdot & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cdot & 1 & \mathbf{Y} \\ \cdot & -\mathbf{Y} & 1 \\ 1 & \cdot & \cdot \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \mathbf{Y} & \cdot \\ \cdot & \cdot & \mathbf{Y} \end{bmatrix} = D$$

(ج) (۴ نمره) معادله مشخصه A را داریم:

$$det(A - \lambda I) = \lambda(\Upsilon - \lambda)(\lambda - \Upsilon) = \bullet$$

پس مقادیر ویژه برابر با ۰ و ۲ و ۳ هستند. هر مقدار ویژه یک بردار ویژه مربوط به خود را دارد

حال چون سه بردارویژه مستقل خطی داریم؛ آنگاه diagonalizable A است.ماتریس P با گرفتن بردار های ویژه و جایگزاری آنها به عنوان ستون های P بدست می آید.

$$P^{-1}AP = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & \cdot & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 & \cdot & 1 \\ \cdot & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & \cdot & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & 1 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 1 \end{bmatrix} = D$$

V نمره) فرض کنید V یک فضای خطی روی \mathbf{R} است و T تابعی خطی روی V

- رآ) (۳ نمره) فرض کنید $v \in V$ و $v \in v$ و $v \in v$ بردارویژههای $v \in v$ برابرند.
 - (r+1) مقدارویژه متمایز دارد. Rank(T)=r مقدارویژه متمایز دارد.
 - (7) نمره) فرض کنید هر عضو ناصفر V بردارویژه T است. نشان دهید T مضرب اسکالر همانی است.

پاسخ

(آ) (۳ نمره)

$$\begin{split} T(u) &= \lambda_1 u \\ T(v) &= \lambda_1 v \\ T(u+v) &= \lambda_{\mathtt{T}}(u+v) \\ T(u+v) &= T(u) + T(v) = \lambda_1 u + \lambda_{\mathtt{T}} v = \lambda_{\mathtt{T}}(u+v) \end{split}$$

 $\lambda_1
eq \lambda_7$ برهان خلف، فرض میکنیم

$$\lambda_{1} = \lambda_{1} + c, c \neq \bullet$$

$$\rightarrow (\lambda_{1} + c)u + \lambda_{1}v = \lambda_{1}(u + v) \rightarrow cu = (\lambda_{1} - \lambda_{1})(u + v)$$

$$\rightarrow T(cu) = T((\lambda_{1} - \lambda_{1})(u + v)) \rightarrow cT(u) = (\lambda_{1} - \lambda_{1})T(u + v) \rightarrow c\lambda_{1}u = (\lambda_{1} - \lambda_{1})\lambda_{1}(u + v)$$

$$\rightarrow \lambda_{1}(cu) = \lambda_{1}((\lambda_{1} - \lambda_{1})(u + v)) \rightarrow \lambda_{1} = \lambda_{1}$$

$$\rightarrow cu = (\lambda_{1} - \lambda_{1})(u + v) \rightarrow cv = \bullet$$

$$\rightarrow c = \bullet \rightarrow \lambda_{1} = \lambda_{1}$$

- (ب) (۴ نمره) می دانیم که Rank(T) = r پس T حداکثر می تواند r بردار مستقل خطی داشته باشد. از طرفی می دانیم که اگر x مقدار ویژه متمایز داشته باشیم بردارهای ویژه متناظرشان متمایز هستند. همچنین اگر N(T) تهی نباشد می توانیم مقدار ویژه صفر را هم برای آن در نظر بگیریم. پس ما حداکثر x بردار مستقل خطی داریم که می توانند x مقدار ویژه متمایز داشته باشند که به علاوه مقدار ویژه ۰ در نهایت به x مقدار ویژه می رسیم.
 - (۳ نمره)

طبق بخش الف مىدانيم:

$$u, v \in V \to T(u) = \lambda u, \ T(v) = \lambda v$$

چون عبارت بالا برای تمام بردارهای داحل v برقرار است پس T فقط دارای یک مقدار ویژه λ است. حالا دو حالت برای λ داریم که صفر یا غیر صفر یا شد. باشد.

$$\begin{split} &if \ \lambda = \bullet \\ &T(x) = Ax \\ &\forall x \in V \to T = \lambda x = \bullet \to A = \bullet \\ &\to A = \bullet \times I \end{split}$$

$$\begin{split} &if \ \lambda \neq \bullet \\ &T(x) = Ax \\ &\forall x \in V: \ T = \lambda x = Ax \\ &\rightarrow \ \forall x \in V: \ (A - \lambda I)x = \bullet \\ &A - \lambda I = \bullet \rightarrow A = \lambda I \end{split}$$

حكم سوال اثبات شد.

 $\|x\|_p \ge \|x\|_q$ در فضای R^n در فضای R^n را به صورت $\|x\|_p = \left(\sum_{k=1}^n |x_k|^p\right)^{1/p}$ تعریف میکنیم. برای R^n در فضای R^n در فضای و p-norm (۸) تعریف میکنیم.

- (آ) (۳ نمره) نشان دهید برای یک مقدار ثابت n داریم:
 - $||x||_1 \leq \sqrt{n}||x||_1$
- (ب) (۵ نمره) آیا میتوان برای ثوابت q > p > 0 که q > p است نشان داد رابطه زیر برقرار است؟ توضیح دهید. $\|x\|_p \leq C\|x\|_q$

(آ) با استفاده از نامساوی کوشی شوارتز داریم:

$$||x||_{\mathsf{I}} = \sum_{i=1}^n |x_i|_{\mathsf{I}} \mathsf{I} \leq (\sum_{i=1}^n x_i^{\mathsf{Y}})^{\frac{1}{\mathsf{Y}}} \cdot (\sum_{i=1}^n \mathsf{I}^{\mathsf{Y}})^{\frac{1}{\mathsf{Y}}} = \sqrt{n} ||x||_{\mathsf{Y}}$$

(ب) با استفاده از نامساوی هولدر، داریم:

$$\sum_{i=1}^{n} |a_i| |b_i| \leq (\sum_{i=1}^{n} |a_i|^r)^{\frac{1}{r}}. (\sum_{i=1}^{n} |b_i|^{\frac{r}{r-1}})^{1-\frac{1}{r}}$$

این نامساوی را برای $|a_i|=|x_i|^p$ و ۱ $|a_i|=|a_i|$ و ۱

$$\sum_{i=1}^n |x_i|^p = \sum_{i=1}^n |x_i|^p . \mathsf{1} \leq (\sum_{i=1}^n (|x_i|^p)^{\frac{q}{p}})^{\frac{p}{q}} . (\sum_{i=1}^n \mathsf{1}^{\frac{q}{q-p}})^{\mathsf{1} - \frac{p}{q}} = (\sum_{i=1}^n |x_i|^q)^{\frac{p}{q}} . n^{\mathsf{1} - \frac{p}{q}}$$

درنتيجه:

$$||x||_p = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{\frac{1}{p}} \le ((\sum_{i=1}^n |x_i|^q)^{\frac{p}{q}}.n^{1-\frac{p}{q}})^{\frac{1}{p}} = (\sum_{i=1}^n |x_i|^q)^{\frac{1}{q}}n^{\frac{1}{p}-\frac{1}{q}} = n^{\frac{1}{p}-\frac{1}{q}}||x||_q$$

 $n^{\frac{1}{p}-\frac{1}{q}}$ این یعنی مقدار C برابر است با

پرسش ۴ (۱۵ نمره) حداقل نرم اقلیدسی

یکی از پاسخهای کلاسیک برای دستگاه معادلات Ax=b بشرطیکه ماتریس $A\in R^{n imes m}$ و این ماتریس، فولرنک سطری است به شکل زیر است:

$$x_{min-norm} = A^T (AA^T)^{-1} b$$

با توجه به این موضوع، به سوالات زیر پاسخ دهید:

- (آ) (۵ نمره) توضیح دهید که چرا فولرنک سطری بودن این ماتریس لازم است؟ ادعای خود را ثابت کنید.
- (ب) نمره) اثبات کنید که $x_{min-norm}$ در بین تمامی جوابهای Ax=b دارای کمترین نرم اقلیدسی است.

پاسخ

(آ) ماتریس A فولرنک است. پس می توان گفت که سطرهای A مستقل خطی هستند. حال، ادعا میکنیم که فولرنک سطری بودن این ماتریس، منجر به معکوس پذیری ماتریس $RightGram(A) = AA^T$ می شود.

اثبات: با برهان حلف پیش میرویم. فرض کنید که AA^T معکوسپذیر نیست. پس برای $t \in \mathbb{R}^{n imes 1}$ داریم:

$$AA^Tv = \cdot$$

از سمت چپ در v^T ضرب میکنیم:

$$v^TAA^Tv= {\:\raisebox{3.5pt}{\text{\circle*{1.5}}}} \longrightarrow (A^Tv)^T(A^Tv) = {\:\raisebox{3.5pt}{\text{\circle*{1.5}}}} \longrightarrow A^Tv = {\:\raisebox{3.5pt}{\text{\circle*{1.5}}}} \longrightarrow v^TA = {\:\raisebox{3.5pt}{\text{\circle*{1.5}}}}$$

در نتیجه A دارای سطرهای مستقل خطی نیست. پس فرض خلف باطل است و حکم صحیح است.

را برای این اثبات، در ابتدا نشان می دهیم که اختلاف هر بردار xی با $x_{min-norm}$ بر بردار $x_{min-norm}$ عمود است. بردار $x_{min-norm}$ را در نظر بگیرید $x_{min-norm}$ که $x_{min-norm}$ در اختلاف هر بردار $x_{min-norm}$ بر بردار $x_{min-norm}$ عمود است. بردار $x_{min-norm}$ در اختلاف هر بردار بگیرید

$$(x_{min-norm} - x')^T x_{min-norm} = (x_{min-norm} - x')^T A^T (AA^T)^{-1} b =$$

$$(A(x_{min-norm} - x'))^T (AA^T)^{-1} b = (Ax_{min-norm} - Ax')^T (AA^T)^{-1} b = (b-b)^T (AA^T)^{-1} b = \cdot$$

$$\longrightarrow (x_{min-norm} - x') \perp x_{min-norm}$$

حالا، داريم:

$$||x'||^{\mathsf{T}} = ||x' - x_{min-norm} + x_{min-norm}||^{\mathsf{T}} = ||x' - x_{min-norm}||^{\mathsf{T}} + ||x_{min-norm}||^{\mathsf{T}} \geq ||x_{min-norm}||^{\mathsf{T}}$$

اثبات کردیم که نرم اقلیدسی هر پاسخ درستی از دستگاه Ax=b قطعا از نرم اقلیدسی $x_{min-nomr}$ بزرگتر یا مساوی است.

پرسش ۵ (۱۵ نمره) همانطور که می دانید در مسئله کمترین مربعات، به دنبال کمینه کردن جمله زیر هستیم:

$$||Ax - b||^{\mathsf{Y}} = \sum_{i=1}^{m} (a_i^T x - b_i)^{\mathsf{Y}}$$

که در آن a_i^T ها، سطرهای ماتریس a_i^T هستند. حالا در مسئله کمترین مربعات وزندار ما به دنباله کمینه کردن جمله زیر هستیم:

$$\sum_{i=1}^{m} w_i (a_i^T x - b_i)^{\mathsf{Y}}$$

که w_i ها وزنهای مثبتی هستند. این وزنها به ما این قابلیت را میدهند که به بردارهای اختلاف $a_i^T x - b_i$ وزنهای متفاوتی اختصاص دهیم. با این توضیحات به سوالات زیر پاسخ دهید.

- آ) (۶ نمره) نشان دهید که عبارت $\sum_{i=1}^m w_i(a_i^Tx-b_i)^\intercal$ را میتوان به صورت |D(Ax-b)|| ساده کرد که در آن D یک ماتریس قطری است. اینکار باعث می شود که بتوانیم مسئله کمترین مربعات وزندار را به شکل مسئله کمترین مربعات استاندارد درآوریم و با کمینه کردن $|Bx-d||^\intercal$ ، که در آن B=DA و B=DA
 - (ب) (* نمره) نشان دهید اگر ستونهای ماتریس A مستقل خطی باشند، ستونهای ماتریس B نیز مستقل خطی هستند.
- (ج) (۵ نمره) می دانیم جواب مسئله کمترین مربعات به صورت $\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$ می باشد (با فرض اینکه Aستونهای مستقل خطی دارد). یک رابطه مشابه برای جواب مسئله کمترین مربعات وزن دار بدست آورید. می توانید در صورت نیاز در رابطه نهایی از ماتریس W = diag(w) استفاده کنید.

پاسخ از آنجایی که وزنها مثبت هسنتد میتوانیم عبارت را به شکل زیر درآوریم.

$$\sum_{i=1}^{m} w_i (a_i^T x - b_i)^{\mathsf{Y}} = \sum_{i=1}^{m} (\sqrt{w_i} (a_i^T x - b_i))^{\mathsf{Y}} = ||D(Ax - b)||^{\mathsf{Y}}$$

که ماتریس D به صورت زیر است.

$$D = \begin{bmatrix} \sqrt{w_1} & \cdot & \ddots & \cdot \\ \cdot & \sqrt{w_7} & \ddots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cdot & \cdot & \dots & \sqrt{w_m} \end{bmatrix}$$

فرض کنید ستوهای ماتریس A مستقل خطی هستند پس داریم:

$$Ax = \cdot \rightarrow x = \cdot$$

حالا باید همین رابطه را برای ماتریس B نشان دهیم.

$$Bx = \cdot \rightarrow DAx = \cdot \rightarrow Ax = \cdot \rightarrow x = \cdot$$

 $Bx = \cdot \rightarrow x = \cdot$

 $Ax = \bullet$ پس ستونهای ماتریس B هم مستقل خطی هستند. توجه کنید چون ماتریس D یک ماتریس قطری با درایههای مثبت است توانستیم نتیجه بگییریم $Ax = \bullet$ جواب مسئله کمترین مربعات وزندار به صورت زیر خواهد بود:

$$(B^T B)^{-1} B^T d = ((DA)^T (DA))^{-1} (DA)^T (Db)$$
$$= (A^T D^{\mathsf{T}} A)^{-1} (A^T D^{\mathsf{T}} b)$$
$$= (A^T W A)^{-1} (A^T W b)$$

 $W = D^{\mathsf{Y}} = diag(w)$ که

پرسش ۶ (۱۰ نمره) یک حالت تعمیم یافته از مسئله کمترین مربعات به صورت زیر است که یک تابع Affine به جمله خطا اضافه میشود.

$$minimize ||Ax - b||^{\mathsf{T}} + c^T x + d$$

در معادله بالا x یک بردار n بعدی است که ما به دنبال آن هستیم. A یک ماتریس b ،m imes n یک بردار m بعدی، c یک بردار m بعدی و b یک عدد میباشند. فرضیات ما در این مسئله مشابه مسئله کمترین مربعات است و فرض میکنیم که ستونهای ماتریس A مستقل خطی هستند. ابتدا این مسئله را به فرم مسئله کمترین مربعات درآورید و سپس جواب آن، \hat{x} را برحسب دادههای مسئله بدست آورید.

پاسخ فرض کنید میخواهیم عبارت داده شده را به صورت زیر درآوریم.

$$\begin{split} ||Ax - b||^{\mathsf{Y}} + c^T x + d &= ||Ax - b + f||^{\mathsf{Y}} + g \\ &\rightarrow ||Ax - b||^{\mathsf{Y}} + c^T x + d = ||Ax - b||^{\mathsf{Y}} + \mathsf{Y} f^T (Ax - b) + ||f||^{\mathsf{Y}} + g \\ &\rightarrow c^T x + d = \mathsf{Y} (A^T f)^T x - \mathsf{Y} f^T b + ||f||^{\mathsf{Y}} + g \end{split}$$

فرض کنید f را به گونهای انتخاب کنیم که $\mathbf{Y}A^Tf=c$ پس داریم:

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}A^Tf &= c\\ g &= d + \mathbf{Y}f^Tb - ||f||^{\mathbf{Y}} \end{aligned}$$

حالا مقدار زیر را برای f در نظر می گیریم تا رابطه مورد نظر برقرار باشد.

$$\begin{split} f &= \frac{\text{`}}{\text{`}}((A^TA)^{-\text{`}}A^T)^Tc \\ &\to \text{`} A^Tf = A^T((A^TA)^{-\text{`}}A^T)^Tc = A^TA((A^TA)^{-\text{`}})^Tc = A^TA(A^TA)^{-\text{`}}c = c \end{split}$$

پس توانستیم فرم سوال را به فرم مسئله کمترین مربعات درآوریم و در نتیجه جواب به صورت زیر خواهد بود.

$$x = (A^T A)^{-1} A^T (b - f)$$

پرسش ۷ (۲۰ نمره) قصد داریم گرادیان تابع L را محاسبه کنیم برای این منطور ابتدا مقادیر خواسته شده را محاسبه نمایید و سپس با استفاده از آن ها گرادیان را محاسبه کنید.(ورودی تابع بردار x با ابعاد $D_x imes 1$ است.)

$$z_1 = W_1 x + b_1$$

$$a_1 = \text{LeakyReLU}(z_1, \alpha = \cdot / \cdot 1)$$

$$z_{Y} = W_{Y}a_{Y} + b_{Y}$$

$$\hat{y} = \text{Softmax}(z_{Y})$$

$$L = -\sum_{i=1}^{K} y_i \ln(\hat{y_i})$$

تعریف توابع Softmax و LeakyReLU

Softmax
$$(z_1) = \frac{\exp z_1^i}{Z}$$
 where $Z = \sum_{i=1}^K \exp z_1^i$

$$\label{eq:leakyReLU} \mathsf{LeakyReLU}(x,\alpha) = \left\{ \begin{array}{ll} \alpha x & \quad x \leq {\color{black} \cdot} \\ x & \quad x \geq {\color{black} \cdot} \end{array} \right.$$

مقادیر زیر را محاسبه نمایید:

(آ) (۵ نمره)

$$\frac{\partial \hat{y_k}}{\partial z_{\mathsf{Y}}^k}$$

$$rac{\partial \hat{y_k}}{\partial z_{
m y}^{i
eq k}}$$
 (ب)

$$($$
ج $)$ $($ گ $)$ $($ ح $)$ $($ ح $)$ $($ $)$ $($ ح $)$ $($

پاسخ

$$\frac{\partial \hat{y}_{k}}{\partial z_{\mathsf{T}}^{k}} = \frac{\exp\left(z_{\mathsf{T}}^{k}\right)Z - \exp\left(z_{\mathsf{T}}^{k}\right)^{\mathsf{T}}}{Z^{\mathsf{T}}} = \frac{\exp\left(z_{\mathsf{T}}^{k}\right)}{Z^{\mathsf{T}}} - \frac{\exp\left(z_{\mathsf{T}}^{k}\right)^{\mathsf{T}}}{Z^{\mathsf{T}}} = \hat{y}_{k} - \hat{y}_{k}^{\mathsf{T}} = \delta_{1} \text{ (i)} \quad \text{(i)}$$

$$\frac{\partial \hat{y}_{k}}{\partial z_{\mathsf{T}}^{i}} = -\frac{\exp\left(z_{\mathsf{T}}^{k}\right)\exp\left(z_{\mathsf{T}}^{i}\right)}{Z^{\mathsf{T}}} = -\frac{\exp\left(z_{\mathsf{T}}^{k}\right)}{Z^{\mathsf{T}}} = -\hat{y}_{k}\hat{y}_{i} = \delta_{\mathsf{T}} \quad \text{(i)}$$

$$\frac{\partial L}{\partial W_{1}} = \frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \times \frac{\partial \hat{y}}{\partial z_{\mathsf{T}}} \times \frac{\partial z_{\mathsf{T}}}{\partial a_{1}} \times \frac{\partial a_{1}}{\partial z_{1}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial W_{1}} \quad \text{(7)}$$

$$\frac{\partial L}{\partial z_{\mathsf{T}}} = H_{1} = \begin{cases} -\frac{1}{\hat{y}_{k}}\delta_{1} & i = k \\ -\frac{1}{\hat{y}_{k}}\delta_{1} & i \neq k \end{cases}$$

$$\frac{\partial z_{\mathsf{T}}}{\partial a_{1}} = W_{\mathsf{T}}$$

$$\frac{\partial z_{\mathsf{T}}}{\partial a_{1}} = W_{\mathsf{T}}$$

$$\frac{\partial z_{\mathsf{T}}}{\partial z_{1}} = H_{\mathsf{T}} = \begin{cases} \cdot/\cdot & z_{1}^{i} \\ & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\frac{\partial z_{1}}{\partial W_{1}} = x^{T}$$

$$\frac{\partial L}{\partial W_{1}} = \frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \times \frac{\partial \hat{y}}{\partial z_{\mathsf{T}}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial a_{1}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial w_{1}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial w_{1}} = H_{1} \times W_{\mathsf{T}} \times H_{\mathsf{T}} \times x^{T}$$

$$\frac{\partial L}{\partial W_{1}} = \frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \times \frac{\partial \hat{y}}{\partial z_{\mathsf{T}}} \times \frac{\partial \hat{y}}{\partial z_{\mathsf{T}}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial a_{1}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial z_{1}} \times \frac{\partial z_{1}}{\partial b_{1}} = H_{1} \times W_{\mathsf{T}} \times H_{\mathsf{T}} \quad \text{(s)}$$

سوالات عملی (۲۵ نمره)

 $\overline{\partial b_1}$

پرسش ۱ (۲۵ نمره) برای سوالات عملی، به کوئرای درس مراجعه کنید. پاسخ