

Pattern Recognition

HW4: HMM and BN

Spring 99



Markov Chain .\

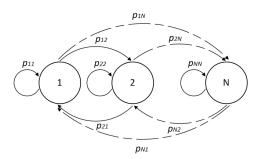
دنباله این جدیده مارکوف محدود می نامیم اگر z_i ها متغیر تصادفی باشند به طوری که $z_i \in \{s_1, s_7, ..., s_m\}$ و $s_i \in \{s_1, s_7, ..., s_m\}$ و نباله مارکوف محدود می نامیم اگر $z_i \in \{s_1, s_7, ..., s_m\}$ و مارکوف است. با توجه به فرض مارکوف مرتبه اول می توان نوشت،

$$P\{z_i = s_k | z_{i-1} = s_{k-1}, z_{i-1} = s_{k-1}, ..., z_{i-1} = s_k\} = P\{z_i = s_k | z_{i-1} = s_{k-1}\}$$

ماتریس انتقال حالت یک زنجیر مارکوف را با $\Pi_{m imes m} = [p_{ij}]$ نشان می دهیم که در آن $\Pi_{m imes m} = [p_{ij}]$ احتمال آن است که از s_j به نتقل شویم. ماتریس انتقال باید خواص زیر را داشته باشد،

$$p_{ij} > \cdot \qquad \qquad \sum_{j=1}^{m} p_{ij} = 1$$

 $w_k^n = P\{z_n = s_k\}$ توصیف کرد که در آن $\underline{W}^n = [w_1^n, w_1^n, ..., w_m^n]$ توصیف کرد که در آن \underline{W}^n حالت یک زنجیره است که بیان گر احتمال های ابتدایی حضور در هر استیت می باشد. مدل ساده ای از یک زنجیره مارکوف در شکل امده است.



شكل ۱: مدل يك زنجيره ماركوف با N حالت

گزاره زیر را اثبات کنید،

$$W^n = W^{\cdot} \Pi^n$$

۲. برای محاسبه احتمال یک دنباله مشاهده شده از مدل HMM به صورت استاندارد از یکی از forward probability و یا HMM استفاده می شدد.

$$\beta_j(t) = \begin{cases} \cdot & t = T \cdot j \neq \text{ final status} \\ \cdot & t = T \cdot j = \text{ final status} \\ \sum_{i=\cdot}^c \beta_i(t+\cdot) a_{ij} b_{jk} v(t+\cdot) \ o.w \end{cases} \\ \alpha_j(t) = \begin{cases} \cdot & t = \cdot \cdot j \neq \text{ initial status} \\ \cdot & t = \cdot \cdot j = \text{ initial status} \\ \sum_{i=\cdot}^c \alpha_i(t-\cdot) a_{ij} b_{jk} v(t) \ o.w \end{cases}$$

ثابت كنيد كه احتمال خواسته شده را كه با $\{V^T\}$ نشان مى دهيم، مى توان با تركيب $lpha_i(T')$ و مورت زير بدست آورد.

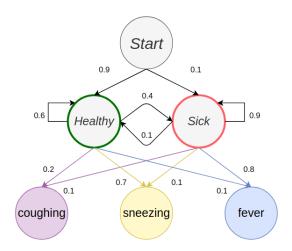
$$P\{V^T\} = \sum_{i=1}^{c} \alpha_i(T')\beta_i(T') \qquad \forall T' < T$$

Forward Algorithm . "

برای مدل کردن علامت های یک بیماری، مدل شکل ۲ پیشنهاد شده است که در آن فرد به صورت احتمالاتی در یکی از شرایط سلامتی و یا بیماری قرار می گیرد و FFSCFCSCSCFF را بااستفاده از الگوریتم forward بدست آورید.

این بار احتمال های اولیه ورود به حالت بیماری و سلامتی را جابه جا کنید و احتمال مشاهده دنباله FFSCFCSCSCFF را مجددا محاسبه کنید. بنظر شما کدام یکی از مدلهای HMM برای توصیف وضعیت فرد مناسب تر است؟

**در این سوال الگوریتم خواسته شده را باید خودتان پیاده سازی کنید و مجاز به استفاده از کتابخانه های آماده نیستید.



شکل ۲: مدل پیشنهادی برای علامت های بیماری

۴. فرض کنید که تعداد زیادی دنباله از یک HMM استخراج شده است، در این مدل یکی از احتمال های انتقال در بین hidden states برابر • بوده است.
این احتمال را به صورت • عنران می دهیم.

از روی این داده های استخراج شده ، مدل HMM دیگری را با استفاده از الگوریتم forward-backward آموزش می دهیم. اثبات کنید که اگر در مدل HMM دوم نیز مقدار اولیه $a_{i'j'}$ برابر • باشد، در طی آموزش این احتمال تغییری تخواهد کرد. به زبان دیگر شما نشان خواهید داد که اگر ساختار یک HMM معین باشد، و در مقدار دهی اولیه این احتمال برابر • انتخاب شود، درنهایت نیز • باقی خواهد ماند و آموزش HMM ثانویه حداقل برای احتمالهای • ، بهدرستی انجام شده است.

Twitter Sentiment Analysis . ۵

مدل HMM بدلیل توانایی در مدل سازی داده های دنباله دار ، در پردازش زبان های طبیعی مورد استفاده قرار می گیرد. در این تمرین می خواهیم با رویکرد بیزی، یک طبقه بند دوگانه طراحی کنیم تا جملات را به دو دسته مثبت و منفی نقسیم کند. در حقیقت دراین تمرین از مدل HMM به عنوان یک مدل پارامتر یک برای تخمین چگالی های شرطی در رابطه بیز استفاده می شود. مجموعه داده انتخابی برای این سوال twitter sentiment می باشد که نسخهای از آن به همران فایل تمرین در صفحه درس قرار داده شده است. پس از آموزش طبقه بند عملکرد آن را با معیار های متفاوتی همانند Precision ، Recall و

** نکاتی در مورد پیاده سازی سوال:

برای حل سوال می توانید از کتابخانه های آماده همانند hmmlearn و یا sklearn استفاده کنید. یکی از چالش های مهم در پردازش زبانهای طبیعی کار با کلمات و جملات می باشد، چرا که معمولا مدل های قابل آموزش، مدل هایی عددی هستند. برای رفع این مشکل از ابزار های پردازش متن همانند کار با کلمات و جملات می باشد، چرا که معمولا مدل های قابل آموزش، مدل هایی عددی هستند. برای رفع این مشکل از ابزار های پردازش متن همانند و pspaCy ، NLTK ، TextBlob و جز آن استفاده می شود. همچنین از تکنیک word embedding برای عددی کردن کلمات استفاده می شود. در صورتی که با این مفهوم آشنایی ندارین پیشنهاد می شود اینجا را مطالعه کنید. در این مسئله نگاشت کردن کلمات به بردارهایی با بعد بالاتر از ۱ الزامی نمیباشد و بهتر است که مدل را ساده پیاده سازی کنید. برای کمک در پیاده سازی شما، نمونه ساده ای از سام و word embedding همراه تمرین قرار داده شده است که می توانید با الگو گیری از آن ادامه پیاده سازی را انجام دهید. در صورتی که برای این قسمت پیاده سازی پیشرفته تری انجام دهید به شما نمره امتیازی تعلق می گیرد. ممکن است پردازش بر روی داده ها بسته به سخت افزار مورد استفاده بسیار طولانی شود در این صورت تنها از بخشی از مجموعه داده برای آموزش و آزمایش استفاده کنید.

توجه كنيد كه بدليل وجود hyper parameter هايي همانند تعداد استيت هاى لايه مخفى، نحوه نگاشت كلمات به بردار هاى عددى و جز آن، به بازه متنوعى از دقت عملكرد مدل مىرسين. در اين تمرين گزارش صحيح از عملكرد مدل معيار اصلى است و دقت هاى بالا اهميت چندانى ندارد. البته در صورتى كه به دقت بالايي رسيدين مى توانيد عملكرد دقيق مدل خود را با شركت در اين مسابقه بسنجيد.

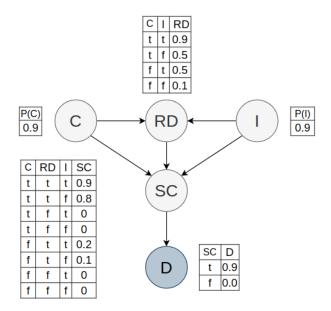
Bayesian Belief Network DAG .9

هدف بدست آوردن چگالی مشترک ۶ متغیر تصادفی X۱, X۲, ..., X۶ میباشد. چگالی های شرطی زیر به عنوان راهنمایی به ما داده شده است. با توجه به روابط زیر شبکه بیزی متناظر را رسم کنید و چگالی احتمال $f_{X_1,X_7,...,X_s}(x_1,x_7,...,x_s)$ به صورت ساده شده بازنویسی کنید.

$$\begin{split} f(x_{\mathsf{T}}|x_{\mathsf{L}}) &= f(x_{\mathsf{T}}) \\ f(x_{\mathsf{T}}|x_{\mathsf{T}},x_{\mathsf{L}}) &= f(x_{\mathsf{T}}) \\ f(x_{\mathsf{T}}|x_{\mathsf{T}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}}) &= f(x_{\mathsf{T}}|x_{\mathsf{T}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}}) \\ f(x_{\mathsf{L}}|x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}}) &= f(x_{\mathsf{L}}|x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}}) \\ f(x_{\mathsf{L}}|x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}}) &= f(x_{\mathsf{L}}|x_{\mathsf{L}},x_{\mathsf{L}}) \end{split}$$

Bayesian Network Inference .v

با توجه به مطلبی که WHO در اینجا منتشر کرده است، ویروس (COVID19(C) و (COVID19(C) در ایجاد بیماری های تنفسی WHO و severe condition(SC) به یک دیگر شباهت دارند. این نوع بیماریها رنج وسیعی از بدون علامت asymptomatic تا شدید (RD) مناسب هستند، شامل می شوند که در حالت شدید گاهی به مرگ می انجامد. از آنجایی که مدل های بیزی برای نمایش دانش اولیه در یک سیستم تصادفی مناسب هستند، شبکه بیزی شکل ۳ برای این مسئله طراحی شده است و جداول احتمال شرطی CPTs متغیر های آن نیز داده شده اند. با توجه به این شبکه به قسمت های زیر پاسخ دهید.



شکل ۳: شبکه بیزی برای نمایش دانش اولیه در مورد دو ویروس

(آ) درستی گزارههای زیر را باتوجه به ساختار شبکه بیزی بررسی کنید.

$$f(C, RD, I) = f(C)f(RD)f(I)$$
 i.

$$f(D|SC) = f(D|SC, RD)$$
 ii.

$$f(I|SC, C, RD) = f(I|SC, C, RD, D)$$
 iii.

را محاسبه کنید.
$$P\{C=t,RD=t,I=f,SC=t,D=t\}$$
 را محاسبه کنید.

(ج) در حالت کلی در شبکه بیزی ،یک متغیر با مشروط شدن به تعدادی از والد هایش از دیگر والد هایش مستقل نخواهد شد. اما در بعضی از مسئله ها، متغیر با مشروط شدن به مقادیر خاصی از تعدادی والد، از دیگر والد های خود مستقل می شود. این حالت را rontext-specific independence می نامیم. این نوع استقلال را در شبکه بیزی شکل ۳ بیابید.

Arc Reversal .A

عملیات arc reversal در یک شبکه بیزی این امکان را ایجاد می کند که جهت یک یال که به صورت X o Y بوده است را به Y o X تغییر دمیم. برای این که چگالی مشترک شبک بیزی تغییری نکند لازم است که تمامی والد های X ، والدهای Y بشوند و تمامی والد های Y ، والدهای X بشوند. در نتیجه این عملیات ممکن است تعدادی یال به شبکه بیزی افزوده شود.

فرض کنیم والد های X را به صورت $U\cup V$ و والد های Y را به صورت $V\cup W$ نشان دهیم به طوری که D و والد های و والد های D را به عنوان اجداد خود دارند با D و آن هایی که D یا D را به عنوان اجداد خود ندارند با D نشان مجموعه نود هایی از شبکه که D یا D را به عنوان اجداد خود دارند با D می دهیم.

نشان دهید که چگالی مشترک متغیر های شبکه بیزی با انجام عملیات arc reversal تغییری نمیکند.

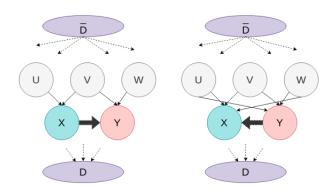
$$f'(D, \bar{D}, X, Y, W, U, V) = f(D, \bar{D}, X, Y, W, U, V)$$

**راهنمایی: ابتدا گزاره های زیر را اثبات کنید

$$f'(Y|U, V, W) = \sum_{x} f(Y|V, W, x) f(x|U, V)$$

$$f'(X|U, V, W, Y) = f(Y|X, V, W) f(X|U, V) / f(Y|U, V, W)$$

$$f'(X, Y|U, V, W) = f(X, Y|U, V, W)$$

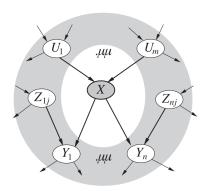


شکل ۴: نحوه تغییر شبکه بیزی توسط arc reversal

۹. Markov Blanket (امتيازي)

به مجموعه نود های والدان، بچهها و والدان بچهها برای یک نود در گراف شبکه بیزی پوشش مارکوف گفته می شود. اثبات کنید که هر نود مشروط بر پوشش مارکوف خود از تمامی نود های دیگر مستقل است.

$$f(X|MB(X), D) = f(X|MB(X)) \qquad \forall D \to D \cap MarkovBlanket(X) = \emptyset$$



شکل ۵: مثالی از پوشش مارکوف برای یک شبکه بیزی

نكات ياياني:

- ۱. شما باید پاسخ های خود را با الگو PATREC-HW4-SID.zip در محل تعیین شده آپلود کنید
- ۲. گزارش شما معیار اصلی ارزیابی خواهد بود، در نتیجه دقت کنید کیفیت عکس ها مناسب باشند.
- ۳. کدهای خود را به تفکیک سوال ارسال کنید و استفاده از دیگر زبان های برنامهنویسی ممانعتی ندارد.
- ۴. هدف از انجام تمارین یادگیری مباحث درس میباشد، بنابر این تمارین را خودتان انجام دهید. در صورت کشف مشابهت بلاتوجیه، با توجه به قوانین درس عمل خواهد شد.
 - ۵. شما میتوانید سوالات خود را از طریق ایمیل sj.pakdaman@ut.ac.ir بپرسید
 - موفق باشيد