

(a) در ابتدا توابع وابسته به likelihood & تابع می دهیم:

- topological-sort: همان سبب عاری است فقط این تفاوت که روی رأس ها گراف زده می شود. معیار هم

بدون رأس های که پدرین parent دارند نه ابتدا معنی درجه رأس بدون parent نه بلکه اولویت بتری

دارد.

- sample-vertex: ورودی هایی graph است نه شامل node ها parent یک node است و ورودی پدر

نخواه کار این تابع این است که با توجه به parent ها و به پدر node ها احتمال ایجاد حالتی در متفرک (رهای

که با توجه به cpt! values ما هم خوانی دارد) را به دست آورده و سپس یک مقدار Random تولید می کند و

مقایسه با احتمالی که به دست آورده بزرگ می کند که آیا حاصل true است یا false. در واقع به این صورت است

که اگر بی ارزش و یا احتمال یافته که تمام باشد false و در غیر این صورت true می رود.

- First-row: توضیحات را به دو بله داریم با توجه به values، سر مورد نظر ما را یافته و مقدار احتمالی

را برمی گرداند.

توضیح: $likely\ had\ sample$

$evidence$ ها با هم نشان دردی گرفته و w قبل می دهیم. پس به تعلق داخلی $Sample$ تعلق می کنیم. به این معنی که

روی تمام $node$ ها یک طرف برسی می کنیم. اگر $evidence$ نبوده، به صورت $Sample$ با هم نشان نمونه برداری شده خودمان

این عمل را انجام می دهیم که به این شما دیدنیانه به فکر کردن w نیست. اگر آن $node$ جزء $evidence$ نباشد، در این

حالت این معنی را بگیر. نمونه برداری می کنیم و پس در ورنی که از قبل صرف کرده و در هر مرحله یک بیت می کشیم ضرب می کنیم. $Final\ w$

باینر توضیح داریم که احتمالی $value$ به نقش را برسی روانه. این قسمتی که w این لحظه توضیح داریم. عموماً Pr چنان مردن Pr چاپور.

که قسمت شده باشد Pr (۱)، چنان می باشد $value\ sample$ با $values$ که از $query$ گرفته شده است

در تمامی Pr ها مشترک هم از Pr باشد آن وقت Pr $good\ sample$ القاضی می کنیم. در غیر این صورت Pr را می دهیم.

$Sum\ sample$ هم در هر حالتی القاضی می شود. در آخر $\frac{good}{Sum}$ را که عمل احتمال مطلوب است را برسی روانه. Pr دوم

(ب) توضیح Gibbs sampling:

در ابتدا به sort-topological قبل توضیح داریم. sort ل انجام می دهیم.

- **for**: در اینجا graph اولیه را generate می کنیم. به این صورت که برای node های evidence هستند

و ما می دانیم مقدار درست هستند، مقدار ل true می باشد و در غیر این صورت، به یک Random Node ل

generate کردن و بررسی می کنیم اگر نه، در هر تکرار به آن مقدار ل false و در غیر این صورت true می باشد. II

(I) در اسلاید ۱۶ جمله ۱۹، step 1 و (II) step 2 می آید.

- **for**: در اینجا عمل تولید Sample ل انجام می دهیم. به صورتی که به مقدار داخل **for** می زنیم که این کار مقدار

sample ها تولیدی را نشان می دهد. در **for** داخلی یک نام node ها بررسی می کنیم و در evidence به true

که همان true است

مقدار value مربوطه ل داخل new-value قرار می دهیم. در غیر این صورت عمل نمونه برداری ل انجام می دهیم.

point این نوع نمونه برداری در اینجا است. وقتی sample-vertex ل می زنیم، قبلی آن node ل می زنیم و

می value ل پیش می دهیم. در اینجا با توجه به parent ها نمونه برداری ل انجام می دهیم و خانه می زنیم.

بر می زنیم. بنابراین برای node ها انجام می دهیم و به samples اضافه می کنیم. اگر sample به value ل

غیر نمی زنیم و شعبه هر value یک sample و sample ها نیز اگر دارد.

For: sample ها بررسی کنند قسمت چپ باید (1) ل بررسی کنند که اگر با

query و درستی باشد آن ل به عنوان good اضافه کنند به آخر ل $\frac{good}{len(samples)}$ بررسی کردند

10

→ Prior و Rejection انشاء $\hat{\theta}$ Random Walk و در نهایت $\hat{\theta}$ به θ میل دارد

انک تقاریر داسے اپنے فقہاء بظاہر Pardon Generate است.

در likelihood: در این روش تعداد sample هایی که evidence با ارقام تست بیشتر است چقدر ضعیف تر است

کدیم، پس کیفیت تولیدی بیشتری دارند. پس این Random بودن تأثیر بزرگی روی سئو داشته باشد. و باید در نقش (تولید کننده)

Rejection, Prior is

د Gibbs: وقت این نوع sampling انتخابی کو تعداد node کا شے زیادہ کرتے اور تیزی زیادتی ہوگی

هم داشته باشند. اگر تعداد evidence زیاد باشد، فضا گمانه زنی خوبی برک شون بر داری که

بررسی نویی :

بررسی نوی: Random Rejection و Prior در طایفه likelihood هم هست
نوی ۲ در input 1 : همان likelihood است

بهم از ۲۰۰۰۰۰۰۰ به بالا در یک Random بودن:

بیک حالت Gibbs، در اینجا Δ ند داریم نه T است evidence همین، در اینجا C و D بظنر evidence

بودن fix هسته و فقط A, B, E سی و شصت تغییر شده $\sim A$ و E جزء $Parent$ می دارند بهر دو آیتونی B و B نمی آید

با تأثیر خوش اثر A تغییر می کند. پس دلیل بهترین این Sampling از سایر موارد آید. $node$ تعداد $node$ ها است. با توجه به مقدار $likelihood$ بهتر است.

کوژی ۶ در $input1$: حرف هایان در $node$ ۳ در $Sampling$ همان است. فقط تفاوتی که Gibbs این کوژی

کوژی ۲ داده این است که در این $node$ ۳ و $evidence$ هست. در کوژی قبل A و B آید می شود و تنها

فرهنگ این $node$ همان A بود. ولی در اینجا D هم از C و هم از E تأثیر می پذیرد. C جزء $evidence$ است

پس تمام تأثیر $node$ غیر $evidence$ است. تأثیر آید پس به $node$ ۲ کوژی ۲ به $Gibbs$ پس

در این کوژی تأثیر انتخاب می روی $Sampling$ دارد. در اینجا $Prior$ بهترین است.

کوژی ۵ در $input1$: حرف هایان در $node$ ۳ در $Sampling$ یکان است. بزرگ $Gibbs$ در اینجا A و E

پس تمام دلیل $node$ ۳ در $node$ ۳ در $evidence$ نیست. B و C نیز $evidence$ نیستند و $parent$ $evidence$ نیز

ست. نوع خفیه اند. $Gibbs$ در اینجا اجرا می شود. در اینجا ۳ نمونه می تواند بهترین بگیرد.

هر یک تغییر کوژی ها نیز با توجه به سادگی که در آن گرفته می توان تغییر می

در $Sampling$ بهتر بگیرد به مقدار $node$ ۳ است و فاصله آن از $node$ ۳ است. پس در هر کوژی آن نموداری

که در $node$ ۳ است و فاصله آن از $node$ ۳ است.

کوتری ۲ از input 2: بر ۳، رنگ لک مل مع ۱ است و بستگی به Random دارد. بر ۱ Gibbs در اینجا

۱ و ۲ evidence هستند. پس ۴ مقدار است. بر ۳ خاصیت را نمی‌تواند بر ۱ و ۲ از E نثر چون

parent را نمی‌تواند فقط توسط خودشان است. بر ۳ وجود خاصیت را نمی‌تواند. پس همان عدد است. Gibbs در اینجا

میانیت و بر ۳ P یا ۱ هستند.

کوتری ۳ از input 3: بر ۳، رنگ لک مل مع ۱ است و بستگی به Random دارد. بر ۱ Gibbs evidence E

هستند. در اینجا ۴ node است. بر ۳ Gibbs میانیت را نمی‌تواند. بر ۱ و ۲ parent را نمی‌تواند

evidence است. در اینجا ۴ node است. بر ۳ Gibbs میانیت را نمی‌تواند. بر ۱ و ۲ parent را نمی‌تواند