

تخمین پارامترهای احتمال:

۴-۱: روش احتمال شرطی

اجازه دهید $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ نشان دهنده نمونه های تصادفی از

جامعه Π باشند این نمونه ها برای تخمین $\Pr(C|A)$ استفاده می شوند.

احتمال شرطی رخداد C به شرط رخداد A به وسیله فرمول اماری زیر محاسبه

می شود:

$$p(C | A) = \frac{\sum_{i=1}^n 1_{X_A}(x_i) 1_{X_C}(y_i)}{\sum_{i=1}^n 1_{X_A}(x_i)} \quad (۴.۱)$$

که وظایف مشخصه های X_A, X_C نشان داده می شوند به وسیله:

$$x_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۴.۲)$$

$$x_C(y) = \begin{cases} 1 & \text{if } y \in C \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۴.۳)$$

حالا فرض کنید به جای پدیده های معمولی A و C پدیده های فازی

جایگزین شوند.

این به این معناست که به وسیله **mfs** پدیده های **A, C** به **μ_A** و **μ_C** تعریف

شوند و

به جای **X_C, X_A** در معادله ۴.۱ جایگزین شوند. در نتیجه خواهیم داشت:

$$\hat{p}(C | A) = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_A(x_i) \mu_C(y_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_A(x_i)} \quad (4.4)$$

این فرمول پایه تعریف احتمال رخداد در پدیده فازی می باشد (درس ۳۷).

مشتق اول فرمول ۴.۴ در سهای ۳۵ و ۳۶ را پدید می آورد.

نتیجه فرمول ۴.۴ در تخمین پارامترهای شرطی در **PFS** استفاده می شود.

این دیدگاه در درسهای ۱۶ و ۱۸ و ۳۴ دنبال می شود که به روشهای احتمال

شرطی در این تراز اشاره

می کند.

فرض کنید مجموعه اطلاعاتی شامل **n** نمونه به صورت () **(i=1,2, ...,n)**

X_i, Y_i

برای تخمین پارامترهای احتمال در دسترس باشد همچنین فرض کنید که

هم مقدمه و هم نتیجه **mfs** در سیستم تعیین شده است و نیاز به بهینه سازی

بیشتر نمی باشد یعنی فقط پارامترهای احتمال در تخمین باقی بمانند. به نظر

منطقی می آید که پارامترهای **$P_{j,k}$** واقعی را برای تخمین احتمال شرطی

پدیده فازی **C_k** به شرط رخداد پدیده فازی **A_j** قرار دهیم. اگرچه ورودی **X**

به تعریف بیشتر احتیاج ندارد اما برای نشان دادن غیر عادی بودن محاسبات $mf\mu A_j$ و $mf\mu^{-}A_j$ باید از فرمول زیر استفاده شود:

$$\hat{p}_{j,k} = \frac{\sum_{i=1}^n \overline{\mu_A}(x_i) \mu_{C_k}(y_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{A_j}(x_i)} \quad (4.5)$$

بنابراین $P_{j,k}$ واقعی است و برای تخمین احتمال شرطی پدیده فازی C_k و نشان دادن غیر عادی بودن پدیده فازی A_j باید از آن استفاده شود.

توجه داشته باشید که $PFSs$ برای نمونه های برگشتی یک قانون پایه دارد که فقط با همان قانون که در پارامترهای شرطی $P_{j,k}$ استفاده می شود

و در فرمول ۴.۵ نشان داده شده هیستوگرامهای فازی مورد بحث در درس ۲ را معادل سازی می کند.

در PFS برای نمونه های طبقه بندی در هر طبقه C_k به صورت یک خروجی جدید نشان داده می شود پس فرمول ۴.۵ به صورت زیر هم نوشته می شود:

$$\hat{p}_{j,k} = \frac{\sum_{i=1}^n \overline{\mu_A}(x_i) \mu_{C_k}(y_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{A_j}(x_i)} \quad (4.6)$$

عملکرد مشخصه X_{C_k} بوسیله فرمول زیر نشان داده می شود:

$$x_{C_k}(y) = \begin{cases} 1 & \text{if } y = C_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.7)$$

در تعریف این قسمت، احتمالات آماری پارامترها تخمین زده می شوند. به PFSS در نمونه های طبقه بندی در تجزیه و تحلیل فرمولهای (۴.۵) و (۴.۶) در قسمت (۴.۱.۱) توجه می شود. همچنین در قسمت (۴.۱.۲) در نمونه های برگشتی PFSS بررسی می شود.

۴.۱.۱- نمونه های طبقه بندی در مسائل آماری:

در این قسمت ثابت می شود که مسئله های احتمال که به وسیله فرمول (۴.۶)

تخمین زده شده باشند غیر واقعی و ناهماهنگ هستند و با معیارهای ML

سازگار نمی باشند.

همچنین کافی است یک عامل نمونه در فرمول (۴.۶) قرار داده شود تا غیر واقعی و ناهماهنگ بودن تخمین های بدست آمده و اینکه بیشینه سازی احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات انجام نمی شود اثبات گردد.

ملاحظه کنید که در PFS اگر مسئله طبقه بندی درخواست شده ۲ نوع باشد با C1 و C2 نمایش داده می شود. PFS یک ورودی $X=[0,1]$ و یک قانون پایه شامل ۲ احتمال تئوری فازی دارد. در مقدمه mfs فازی A1, A2 می نشیند پس خواهیم داشت:

$$\mu_{A_1}(x) = 1 - x \quad \text{and} \quad \mu_{A_2}(x) = x. \quad (4.8)$$

در دنباله با توجه به فرمول (۳.۴) که $\mu^- A_j = \mu A_j$ و $j=1,2$ مفروض است که احتمال شرطی C1 و C2 برابر است با:

$$\Pr(C_1 | x) = 1 - x \quad \text{and} \quad \Pr(C_2 | x) = x. \quad (4.9)$$

با استفاده از فرمول (۳.۵) می توانیم احتمال های شرطی نا شناخته ای را که برای تخمین به PFS احتیاج ندارند ببینیم.

با استفاده از فرمول (۴.۹) پارامترهای احتمال بدین صورت خواهند بود که:

$$P^*_{1,1} = P^*_{2,2} = 1 \quad \text{و} \quad P^*_{1,2} = P^*_{2,1} = 0 \quad (\text{توجه کنید که در این مثال مقدمه}$$

mfs در فرمول

(۴.۸) به روشی انتخاب شده است که بدست آوردن تخمین درست احتمال

شرطی PFS

را مشکل می نماید لذا بدست آوردن تخمین های درست احتمال شرطی

پارامترهای احتمال

$P_{j,k}$ نیز مشکل خواهد بود و در نتیجه آنالیز تخمین های پارامترهای احتمالی

، غیرواقعی و ناهماهنگ می باشد.

در ادامه قضیه که در ارتباط با پارامترهای آماری فرمول (۴.۶) می باشد خواهد

آمد. برای اثبات قضیه ها از مثال فوق استفاده میگردد.

قضیه ۴.۱:

برای نمونه های طبقه بندی شده در PFS با استفاده از فرمول (۴.۶) اثبات

کنید که تخمین های $P_{j,k}$ از پارامترهای احتمالی $P^*_{j,k}$ غیرواقعی

وناماهنگ هستند.

اثبات: مثالی را که در بالا نشان داده شده ملاحظه نمایید. فرض کنید یک

مجموعه اطلاعاتی شامل n نمونه طبقه بندی شده (X_i, Y_i) ($i=1, \dots, n$)

برای تخمین پارامترهای احتمال در PFS در دسترس است. برای سادگی

فرض کنید که X_1, \dots, X_n ارزشهای ثابتی دارند یعنی فقط Y_1, \dots, Y_n

نمونه هایی با رفتارهای متغیر هستند. برای مثال تخمین

$P_{2,2}$ از پارامتر احتمالی $P^{*2,2}$ را ملاحظه کنید. از فرمولهای (۴.۶)، (۴.۷)،

(۴.۸)، (۴.۹)،

چنین بدست می آید که :

$$\begin{aligned}
 E p_{2,2} &= E\left(\frac{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i) \mu_{C_2}(y_i)}{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i)}\right) \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i) E(xc_2(y_i))}{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i)} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i (0(1-x_i) + 1x_i)}{\sum_{i=1}^n x_i} \quad (10,4) \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{\sum_{i=1}^n x_i}
 \end{aligned}$$

حالا فرض کنید که $X_i \in (0,1)$ و $(i=1, \dots, n)$ سپس از فرمول (۴.۱۰) بدست

آوريد که

$E p_{2,2} \in (0,1)$ تازمانیکه $P^{*2,2}=1$ تخمین غیر واقعی از $P_{2,2}$ باشد. این

بحث اعداد مستقلى از نمونه های طبقه بندى شده n را شامل میگردد.

همچنین از $n \rightarrow \infty$ تشکیل شده است. از دو مورد فوق نتیجه می شود که

تخمین $P_{2,2}$ غیر واقعی و ناهماهنگ است.

معادله (۴.۶) تخمین های پایه رافقط و فقط برای اعداد مثبت ϵ .

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Pr(|p_{j,k} - \epsilon|) = 1 \quad (4.11)$$

$p^*_{j,k} \leq$

در اینجا تخمین $P_{j,k}$ از یک مجموعه اطلاعات شامل n نمونه طبقه بندی شده بدست می آید .

این شرط می تواند همچنین به صورت $Plim p_{j,k}=p^*_{j,k}$ نوشته شود . شرط

لازم برای

$Plim p_{j,k}=p^*_{j,k}$ این است که $lim_{n \rightarrow \infty} E p_{j,k}=p^*_{j,k}$ باشد. (ببینید

قضیه ۲.۹.۳۹ در درس ۱۲) تخمین $p_{j,k}$ از $p^*_{j,k}$ باید واقعی و هماهنگ باشد

. اگر چه فعلا اثبات شده که

$P_{j,k}$ تخمین غیرواقعی و ناهماهنگی از $p_{j,k}$ است . بنابراین نتیجه می شود که

$p_{j,k}$ تخمین غیرواقعی از $p^*_{j,k}$ می باشد و این کاملا تئوری ما را اثبات می

کند .

قضیه ۴.۲ :

نمونه های طبقه بندی شده در PFS را در نظر بگیرید یک مجموعه اطلاعاتی نیز

داده شده است . پارامترهای احتمالی $p_{j,k}$ با استفاده از فرمول (۴.۶) تخمین

زده شده اند و احتیاجی به بیشینه سازی احتمال درست نمایی مجموعه

اطلاعات نمی باشد .

x	0.0	0.5	0.5	1.0
y	C1	C1	C2	C2

جدول ۴.۱: مجموعه اطلاعاتی که در اثبات قضیه ۴.۲ استفاده می شود .

اثبات : مثال داده شده در بالا را ملاحظه کنید . فرض کنید که مجموعه

اطلاعاتی شامل ۴ نمونه طبقه بندی شده $(i=1,2,3,4)$ (X_i, y_i) برای

تخمین پارامترهای احتمال در PFS در دسترس می باشد . مجموعه اطلاعات

در جدول ۴.۱ نشان داده شده است .

نمونه های طبقه بندی شده را در فرمول (۴.۶) جایگزین کنید در نتیجه

خواهیم داشت $P_{1,1}=P_{2,2}=0.75$ و $P_{1,2}=P_{2,1}=0.25$ سپس از

فرمول (۳.۵) به دست می آید که

$$p^{\wedge}(C2|x)=0.25+0.5x \quad \text{و} \quad p^{\wedge}(C1|x)=0.75-0.5x \quad (4.12)$$

احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات نشان داده می شود به وسیله

$$L=\prod_{i=1}^n p^{\wedge}(Y_i|x_i) \quad (4.13)$$

حالا فرض کنید که نمونه های مجموعه اطلاعات مستقل از هم می باشند برای

پارامترهای

احتمالی $P_{j,k}$ که به وسیله فرمول (۴.۶) تخمین زده شده اند با استفاده از

فرمولهای

(۴.۱۲) و (۴.۱۳) احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات جدول ۴-۱

برابر خواهد بود با

9/64 ≈ 0.14 . حالا ملاحظه کنید اگر پارامترهای احتمالی به

$P^*_{1,1} = P^*_{2,2} = 1$ و $P^*_{1,2} = P^*_{2,1} = 0$ تبدیل شوند با استفاده از فرمول

(۳.۵) نتیجه پارامترهای احتمالی برابر خواهد شد با:

$$P^*(C_2|x) = x \quad \text{و} \quad p^*(C_1|x) = 1 - x \quad (4.14)$$

برای تبدیل پارامترهای احتمال $p^*_{j,k}$ از فرمولهای (۴.۱۳) و (۴.۱۴) استفاده

می شود که احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات در جدول ۴-۱ برابر با

0.25 خواهد شد . بنابراین تبدیل پارامترهای احتمال در ارزشهای بالاتر

احتمال درست نمایی نتیجه بخش می باشد لذا پارامترهای احتمالی $P_{j,k}$ با

استفاده از فرمول (۴.۶) تخمین زده می شوند . این مثال نشان می دهد که

پارامترهای تخمین زده شده با استفاده از فرمول (۴.۶) احتیاج به بیشینه

سازی احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات ندارند(واقعیت این است که

مثال نشان می دهد که تبدیل پارامترهای احتمالی $P^*_{j,k}$ احتمال درست

نمایی مجموعه اطلاعات را بیشینه سازی می کند . و درست است که تخمین

ML پارامترهای احتمال دقیقاً برابر با پارامترهای احتمالی

$p^*_{j,k}$ به محض اتفاق افتادن مجموعه اطلاعات خاص در جدول ۴-۱ است .

این اثبات قضیه را کامل می کند .

این موضوع توجه را جلب می کند که در یک سیستم که ورودی X به روشهای

جدید تقسیم می شود $i.e. \mu^{-1} A_j(x)$ برابر خواهد بود برای $a, \dots, j=1,$

و برای همه $(x \in X)$ با 0 یا 1 .

برای پارامترهای احتمال که با استفاده از فرمول (۴.۶) تخمین زده می شوند

میتوانیم واقعی و هماهنگ بودن با معیارهای ML را نشان دهیم. (در این

قسمت اثبات نمی شود)

بنابراین در سیستم های جدید تخمین پارامترها با مطلوبیت آماری ممکن است

با تخمین هر پارامتر به تفکیک و با استفاده از فرمول (۴.۶) بدست آید. در یک

سیستم فازی اگر چه با استفاده از قضایای ۴.۲ و ۴.۱ تخمین پارامترها با

مطلوبیت آماری با تخمین هر پارامتر به تفکیک و با استفاده از فرمول (۴.۶)

بدست نمی آید در عوض پارامترها در یک سیستم فازی می توانند به طور

همزمان تخمین زده شوند و این به پیشنهاد مطرح شده در بخش ۴.۲ نزدیک

است.

۴.۱.۲- احتمال آماری در مسئله های برگشتی:

در این قسمت اثبات خواهیم کرد که تخمین پارامترهای شرطی با استفاده

از فرمول

(۴.۵) غیر واقعی است و با معیارهای ML هماهنگی و سازگاری ندارد.

برای اثبات کافی است که یک عامل به عنوان مثال در فرمول (۴.۵) قراردادده شود

تا نشان دهد تخمین هایی که غیرواقعی و ناهماهنگ می باشند همچنین

اثبات شود که بیشینه سازی مجموعه اطلاعات در دسترس انجام نمی شود .

باید توجه شود که این قسمت خیلی مشابه قسمت قبل می باشد . تنها فرق

موجود این است که این قسمت در ارتباط با **PFSS** برای نمونه های برگشتی

در عوض **PFSS** برای نمونه های طبقه بندی است . در نظر داشته باشید که

PFS یک راه کاربردی در مسائل برگشتی است در اینگونه مسائل **PFS** یک

ورودی $x=[0,1]$ و یک خروجی $y=[0,1]$ دارد . اساس این سیستم ۲ احتمال

قانون فازی را شامل می شود . در مقدمه **mfs** فازی **A1** و **A2** بوسیله فرمول

(۴.۱۵) نشان داده می شود .

$$\mu_{A1}(x)=1-x \quad \text{و} \quad \mu_{A2}(x)=x \quad (4.15)$$

از فرمول (۳.۴) نتیجه می شود که : $\mu^{-}A_j = \mu_{A_j}$ و $j=1,2$. خروجی y

با استفاده از مجموعه فازی به **C1** و **C2** تقسیم می شود . **mfs** از این

مجموعه فلزی با استفاده از فرمول (۴.۱۶) به دست می آید .

$$\mu_{C1}(y)=1-y \quad \text{و} \quad \mu_{C2}(y)=y \quad (4.16)$$

توجه کنید که فرمول (۳.۱۱) شرط کافی است یعنی اینکه y باید خوب تعریف

شده باشد . اگر فرض کنیم که **pdf** شرطی y به شرط x برابر باشد با

P

$$(y|x)=4xy-2x-2y+2$$

این pdf شرطی نشان می دهد که به تخمین PFS احتیاج داریم . با استفاده

از فرمولهای

(۳.۵) ، (۳.۱۲) ، (۳.۱۳) می توانیم ببینیم که در یک PFS که به طور صحیح

تخمین زده شده باشد pdf شرطی از فرمول (۴.۱۷) بدست می آید .

پارامترهای احتمالی بدست آمده عبارتند از $P^*1,1=P^*2,2=1$ و

$P^*1,2=P^*2,1=0$ (توجه کنید که در این مثال مقدمه mfs در فرمول (۴.۱۵)

و نتیجه mfs در فرمول (۴.۱۶) به روشی می باشد که شامل PFS که pdf

شرطی را به طور صحیح در فرمول (۴.۱۷) تخمین زده باشد نیز می شود.

ممکن است آن PFS را که pdf شرطی را به طور صحیح تخمین زده

باشد شامل نشود لذا پارامترهای شرطی p^*jk ممکن است صحیح نباشند

و نتیجه آن نیز ممکن است تجزیه و تحلیل واقعی و هماهنگی از تخمین

پارامترهای احتمال نداشته باشد .

دردنباله برای احتمال آماری ۴.۵ دو قضیه مورد توجه می باشد . قضیه ها را با

استفاده از مثال فوق اثبات خواهیم کرد .

قضیه ۴.۳:

با استفاده از فرمول (۴.۵) در یک **PFS** برای نمونه های برگشتی اثبات کنید که تخمین های $P_{j,k}$ از پارامترهای شرطی p^{*jk} غیر واقعی و ناهماهنگ می باشند .

x	0.0	0.5	1.0
y	0.0	0.5	1.0

جدول ۴.۲: مجموعه اطلاعاتی که در اثبات قضیه ۴-۴ استفاده می شوند
اثبات : مثال نشان داده شده در بالا را ملاحظه کنید . فرض کنید مجموعه

اطلاعاتی شامل

n نمونه (x_i, y_i) ($i=1, \dots, n$) برای تخمین پارامترهای احتمالی در **PFS** در دسترس می باشد برای سادگی فرض کنید که X_1, \dots, X_n ارزشهای ثابتی دارند یعنی فقط Y_1, \dots, Y_n نمونه هایی با رفتارهای متغیر هستند . برای مثال تخمین $P_{2,2}$ از پارامتر احتمالی $P^{*2,2}$ را ملاحظه کنید. از فرمولهای

(۴.۵)، (۴.۱۵)، (۴.۱۶)، (۴.۱۷) چنین بدست می آید که :

$$E p_{2,2} = E \left(\frac{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i) \mu_{C_2}(y_i)}{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i)} \right) \quad (4.18)$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i) E(xc_2(y_i))}{\sum_{i=1}^n \bar{\mu}_{A_2}(x_i)} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i \int_0^1 y p(y | x_i) dy}{\sum_{i=1}^n x_i} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i \left(\frac{1}{3} x_i + \frac{1}{3} \right)}{\sum_{i=1}^n x_i}
 \end{aligned}$$

زیرا $X_i \in (0,1)$ و $(i=1, \dots, n)$ و در دنباله از فرمول (۴.۱۸) نتیجه می شود که:

$E p_{2,2} = 1$ همچنین $P_{2,2} = 1$ تخمین $P_{2,2}$ غیر واقعی است. این بحث

در اعداد و نمونه

های n دارای ظرفیت مستقلی می باشد بنابراین برای $n \rightarrow \infty$ هم ظرفیت دارد.

از اینها نتیجه می شود که تخمین $P_{2,2}$ همچنین غیر واقعی است. معادله

(۴.۵) اثبات تخمینها را پیگیری می نماید اگر فقط اگر $P_{lim} p_{j,k} = p_{j,k}^*$.

شرط لازم برای $P_{lim} p_{j,k} = p_{j,k}^*$ این است که $\lim_{n \rightarrow \infty} n$ و

$E p_{j,k} = p_{j,k}^*$ (به قضیه ۳۹-۹-۲ درس ۱۲ توجه کنید. تخمین $p_{j,k}$ از $p_{j,k}^*$

باید مجانب و واقعی باشد. اگر چه بزودی اثبات میگردد که $p_{j,k}$ تخمین

غیر واقعی مجانبی از $p_{j,k}^*$ می باشد. بنابراین غیر واقعی بودن تخمین $p_{j,k}$

اثبات می شود که همان اثبات قضیه ۴.۳ می باشد.

قضیه ۴.۴:

یک **PFS** از نمونه های برگشتی را در نظر بگیرید نشان دهید در یک مجموعه اطلاعاتی پارامترهای احتمالی $p_{j,k}$ به وسیله فرمول (۴.۵) تخمین زده می

شوند و به بیشینه سازی احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات احتیاج نمی باشد.

اثبات:

مثالی را که در بالا آورده شده ملاحظه کنید. فرض کنید مجموعه اطلاعاتی شامل ۳ نمونه (x_i, y_i) ($i=1,2,3$) از تخمین پارامترهای احتمال در **PFS**

در دسترس می باشد. مجموعه اطلاعات جدول ۴.۲ را در فرمول (۴.۵)

جایگزین کنید نتیجه این است که $p_{1,1}=p_{2,2}=5/6$

و $p_{1,2}=p_{2,1}=1/6$ سپس از فرمولهای (۳.۵)، (۳.۱۲)، (۳.۱۳) بدست می آید

که:

$$\hat{p}(x|y) = 1/3(8xy - 4x - 4y + 5) \quad (4.19)$$

احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات به وسیله فرمول (۴.۱۳) بدست می آید

. برای تخمین پارامترهای احتمالی $p_{j,k}$ از فرمول (۴.۵) و به دنبال آن از

فرمولهای (۴.۱۳) و

(۴.۱۸) استفاده می شود که احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات در جدول

۴-۲ برابر است با $25/9 \approx 2/78$ حالا تبدیل پارامترهای احتمال

$p'_{1,2}=p'_{2,1}=0$ و $p'_{1,1}=p'_{2,2}=1$ را با استفاده از فرمول (۳.۵)

ملاحظه نمایید :

$$\hat{p}(x|y)=4xy-2x-2y+2 \quad (۴.۲۰)$$

برای تبدیل پارامترهای احتمالی $p'_{j,k}$ با توجه به فرمول (۴.۱۳) و (۴.۲۰)

احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات در جدول ۲-۴ برابر با ۴ خواهد بود .

بنابراین تبدیل پارامترهای احتمالی نتیجه ای است از احتمال درست نمایی

ارزشهای بالا سپس پارامترهای احتمالی $p_{j,k}$ با استفاده از فرمول (۴.۵)

تخمین زده می شود .

این مثال نشان می دهد که پارامترهای احتمالی تخمین زده شده با استفاده از

فرمول (۴.۵) احتیاج به پیشینه سازی احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات

ندارد . (در واقع در مثال نشان داده شده است که تبدیل پارامترهای احتمالی

$p'_{j,k}$ احتمال درست نمایی مجموعه اطلاعات را پیشینه سازی می کند . البته

ML پارامترهای احتمال را دقیقاً برابر با پارامترهای احتمال $p^*_{j,k}$ تخمین

می زند به محض اینکه نتیجه ای معین از مجموعه اطلاعات جدول ۲-۴ اتفاق

افتد .) و این اثبات قضیه را کامل می نماید .

توجه کنید که در یک سیستم که ورودی X و خروجی Y به روش جدید تقسیم

بندی می شوند $\mu^{-1}A_j(x)$ برای همه $(x \in X)$ ($j=1, \dots, a$) برابر خواهد بود با

صفر و یک و $\mu^c L(y)$ برای همه $(y \in Y)$ ($k=1, \dots, c$) نیز برابر خواهد بود با

صفر و یک . پارامترهای احتمال تخمین زده شده با استفاده از فرمول (۴.۵) واقعی هستند و با معیارهای ML هماهنگی و سازگاری دارند . (اینجا اثبات نمی شود) بنابراین در سیستم جدید ممکن است پارامترهای تخمین زده شده با

آمارهای احتمالی مطلوب با استفاده از فرمول (۴.۵) و به وسیله تخمین زدن هر پارامتر به تفکیک بدست آید . در یک سیستم فازی با توجه به قضیه های ۳-۴ و ۴-۴ پارامترهای تخمین زده شده با آمارهای احتمالی مطلوب با استفاده از فرمول (۴.۵) و به وسیله تخمین زدن هر پارامتر به تفکیک بدست نمی آید در عوض پارامترها در سیستم فازی به طور همزمان تخمین زده می شوند و بدین گونه به پیشنهاد مطرح شده در قسمت بعدی نزدیک می شویم .

۴-۲ : روش افزایش احتمال درست نمایی

در این قسمت پیشنهاد می کنم از معیارهای ML برای تخمین پارامترهای احتمال در PFS استفاده شود برعکس روش احتمال شرطی که در بخش قبلی مورد بحث قرار گرفت همه پارامترهای احتمال در PFS به طور همزمان در یک فاصله نزدیک تخمین زده می شوند .

فرض کنید در این قسمت که هم مقدمه وهم نتیجه mfs در PFS مشخص است و نیازی به بیشینه سازی بیشتر نیست . (برای مسئله های طبقه بندی هم تخمین ML وهم mfs در پارامترهای احتمالی در قسمت ۲-۵ بررسی می شود) باید توجه شود که تمرکز این قسمت روی PFSS برای تخمین شرطی

pdfs می باشد . بنابراین نتیجه این بخش همچنین به PFSs برای نمونه های

طبقه بندی ارتباط خواهد داشت تا زمانی که یک PFS برای نمونه های طبقه

بندی بتواند مورد مخصوصی از یک PFS برای تخمین شرطی pdfs باشد .

توجه کنید که تخمین ML پارامترهای احتمال در درس ۲۶ مورد بحث قرار می

گیرد .

همچنین توجه کنید که با جایگزین کردن فرمول (۳.۵) در فرمول (۳.۱۲)

نتیجه می شود که :

$$\hat{p}(y | x) = \sum_{k=1}^c p(y | C_K) \sum_{j=1}^a \bar{\mu} A_j(x) p_{j,k} \quad (4.21)$$

پارامترهای احتمال $p_{j,k}$ در فرمول (۴.۲۱) باید شرطهای فرمول (۳.۲) و (۳.۳)

را برآورده کند . از فرمول (۳.۳) بدست می آید که $p_{j,c} = \sum_{k=1}^{c-1} p_{j,k}$

بنابراین فرمول

(۴.۲۱) می تواند همچنین به صورت زیر نوشته شود :

$$\hat{p}(y | x) = \left(\sum_{k=1}^{c-1} p(y | C_K) \sum_{j=1}^a \bar{\mu} A_j(x) p_{j,k} \right) + p(y | C_c) \sum_{j=1}^a \bar{\mu} A_j(x) \left(1 - \sum_{k=1}^c p_{j,k} \right) \quad (4.22)$$

پارامترهای احتمالی $p_{j,k}$ در فرمول (۴.۲۲) باید برآورده کند :

$$p_{j,k} \geq 0 \quad \text{برای } j=1, \dots, a \quad \text{و} \quad k=1, \dots, c-1 \quad (4.23)$$

$$\sum_{k=1}^c p_{j,k} \leq 1 \quad \text{for } j = 1, \dots, a \quad (4.24)$$

حالا فرض کنید که مجموعه اطلاعات شامل n نمونه $(x_i, y_i) (i=1, \dots, n)$ برای

تخمین پارامترهای احتمال PFS در دسترس است . پارامترهای اصلی

$P=[p_{j,k}] (j=1, \dots, a)$ را جایگزین نمایید احتمال درست نمایی مجموعه

اطلاعات برابر خواهد بود با :

$$L(P) = \prod_{i=1}^n \hat{p}(Y_i | x_i) \quad (4.25)$$

حالا فرض کنید که نمونه های موجود در مجموعه اطلاعات مستقل از هم

باشند . احتمال شرطی در p باید شرطهای فرمول های (4.23) و (4.24) را

برآورده کند . با استفاده از فرمول (4.22) و (4.25) لگاریتم احتمال درست

نمایی می تواند به صورت زیر نوشته شود :

$$\begin{aligned} l(p) &= \ln \left(\prod_{i=1}^n \hat{p}(y_i | x_i) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln \hat{p}(y_i | x_i) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln \left(\left(\sum_{k=1}^{c-1} p(y | C_k) \sum_{j=1}^a \mu A_j(x) p_{j,k} \right) \right. \\ &\quad \left. + p(y | C_c) \sum_{j=1}^a \mu A_j(x_i) \left(1 - \sum_{k=1}^{c-1} p_{j,k} \right) \right) \end{aligned} \quad (4.26)$$

تخمین ML از پارامترهای احتمالی PFS به وسیله بیشینه سازی لگاریتم

احتمال درست نمایی عملکرد $L(P)$ در فرمول (۴.۲۶) با در نظر گرفتن پارامتر

اصلی P برآورد می شود

از بیشینه سازی $L(P)$ به وسیله شرطهای فرمول (۴.۲۳) و (۴.۲۴) جلوگیری

می شود .

تا زمانی که عملکرد $L(P)$ غیر خطی است پیدا کردن تخمین های ML

پارامترهای شرطی یک مسئله برنامه ریزی شده غیر خطی است . در ادامه

قضیه را ملاحظه کنید .

قضیه ۵-۴ :

لگاریتم احتمال درست نمایی عملکرد $L(P)$ در فرمول (۴.۲۶) واگراست .

اثبات :

زمانیکه جمع عملگرهای واگرا ، واگراست کافی است اثبات کنیم که :

$$\begin{aligned}\phi(p) &= \ln\left(\prod_{i=1}^n \hat{p}(y_i | x_i)\right) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln \hat{p}(y_i | x_i) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln \left(\left(\sum_{k=1}^{c-1} p(y | C_k) \sum_{j=1}^a \mu A_j(x) p_{j,k} \right) \right) \quad (4.27) \\ &\quad + p(y_i | C_c) \sum_{j=1}^a \mu A_j(x_i) \left(1 - \sum_{k=1}^{c-1} p_{j,k} \right)\end{aligned}$$

عملکرد واگرا برای همه $(x \in X)$ و همه $(y \in Y)$ است توجه کنید که $\Phi(p)$ از هر پارامتر اصلی p برای $p^*(y|x) > 0$ بدست می آید. علاوه بر این $\Phi(p)$ در دو مورد پیوسته متفاوت است.

حالت اول و حالت دوم مشتق نسبی $\Phi(p)$ هستند که نشان داده می شوند به وسیله:

$$\frac{\partial \phi(P)}{\partial p_{\alpha, \tau}} = \frac{\mu A_{\alpha}(x)(p(y | C_{\tau}) - p(y | C_c))}{\hat{p}(y | x)} \quad (4.28)$$

(۴.۲۹)

$$\frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha, \tau} \partial p_{\beta, \delta}} = \frac{\mu A_{\alpha}(x)(p(y | C_{\tau}) - p(y | C_c)) \mu A_{\beta}(x)(p(y | C_{\delta}) - p(y | C_c))}{\hat{p}(y | x)^2}$$

در جاهایی از فرمول (۴.۲۹) که $\alpha, \beta = 1, \dots, a$ و $\sigma = 1, \dots, c-1$ هر پارامتر

اصلی p برای هر $\Phi(p)$ بدست می آید از:

$$\frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha, \tau}^2} = - \left(\frac{\bar{\mu} A_{\alpha}(x)(p(y | C_{\tau}) - p(y | C_c))}{\hat{p}(y | x)} \right)^2 \leq 0 \quad (4.30)$$

اجازه دهید D_m بر $m \times m$ دلالت کند و تعیین شود به وسیله :

$$D_m = \begin{vmatrix} \frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_1, \tau_1} \partial p_{\beta_1, \delta_1}} & \dots & \frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_1, \tau_1} \partial p_{\beta_m, \delta_m}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_m, \tau_m} \partial p_{\beta_1, \delta_1}} & \dots & \frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_m, \tau_m} \partial p_{\beta_m, \delta_m}} \end{vmatrix} \quad (4.31)$$

در اینجا برای $q \neq r$ و $(\alpha q, \gamma q) \neq (\alpha r, \gamma r)$ و $(\beta q, \sigma q) \neq (\beta r, \sigma r)$

از فرمول (۴.۲۹) استفاده می شود که نشان می دهد برای تعیین هر D_m با

$m=2$ و برای هر پارامتر اصلی p ، بدست می آید از :

$$D_2 = \frac{\frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_1, \tau_1} \partial p_{\beta_2, \delta_2}} \quad \frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_2, \tau_2} \partial p_{\beta_2, \delta_2}}}{\frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_2, \tau_2} \partial p_{\beta_1, \delta_1}} \quad \frac{\partial^2 \phi(P)}{\partial p_{\alpha_1, \tau_1} \partial p_{\beta_2, \delta_2}}} = 0 \quad (4.32)$$

بوسیله ارتباط مراحل تعیین و گسترش آنها فرمول (۴.۳۲) بدست می آید که در آن نیز Dm برای همه مشخصه ها یی با $m > 2$ برابر صفر خواهد بود . همچنین با ترکیب آن فرمول

(۴.۳۰) نتیجه می شود که پارامتر اصلی $\Phi(p)$ تقریباً در همه جا منفی است (مراجعه به قضیه (۱۱-E-۱) در درس ۳۲) در نتیجه $\Phi(p)$ یک عملگر واگراست . و این اثبات قضیه را کامل می کند .

توجه داشته باشید که این قضیه عمومی است یعنی نمی توانیم درباره μA_j در mfs در PFS

تصوری داشته باشیم . در مسائل برنامه ای غیر خطی تخمین های ML پارامترهای احتمالی PFS را پیدا می کنند عملگرها در محدودیتها به وسیله فرمول های (۴.۲۳) و

(۴.۲۴) که همگی خطی هستند نشان داده می شوند . از همه اینها نتیجه می شود که این عملگرها همگرا هستند . زمانی بر حسب تئوری ۴-۵ موضوع

عملگرها مسائل برنامه ای غیر خطی است که در حقیقت همان مسائل برنامه ای همگرا می باشند . مسائل برنامه ای همگرا ویژگیهای در دسترسی دارند که عبارت است از روش مساعد محلی و روش مساعد کلی بنابراین پیدا کردن یک روش مساعد کلی به عنوان یک راه حل باید نسبتاً آسان باشد .