

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

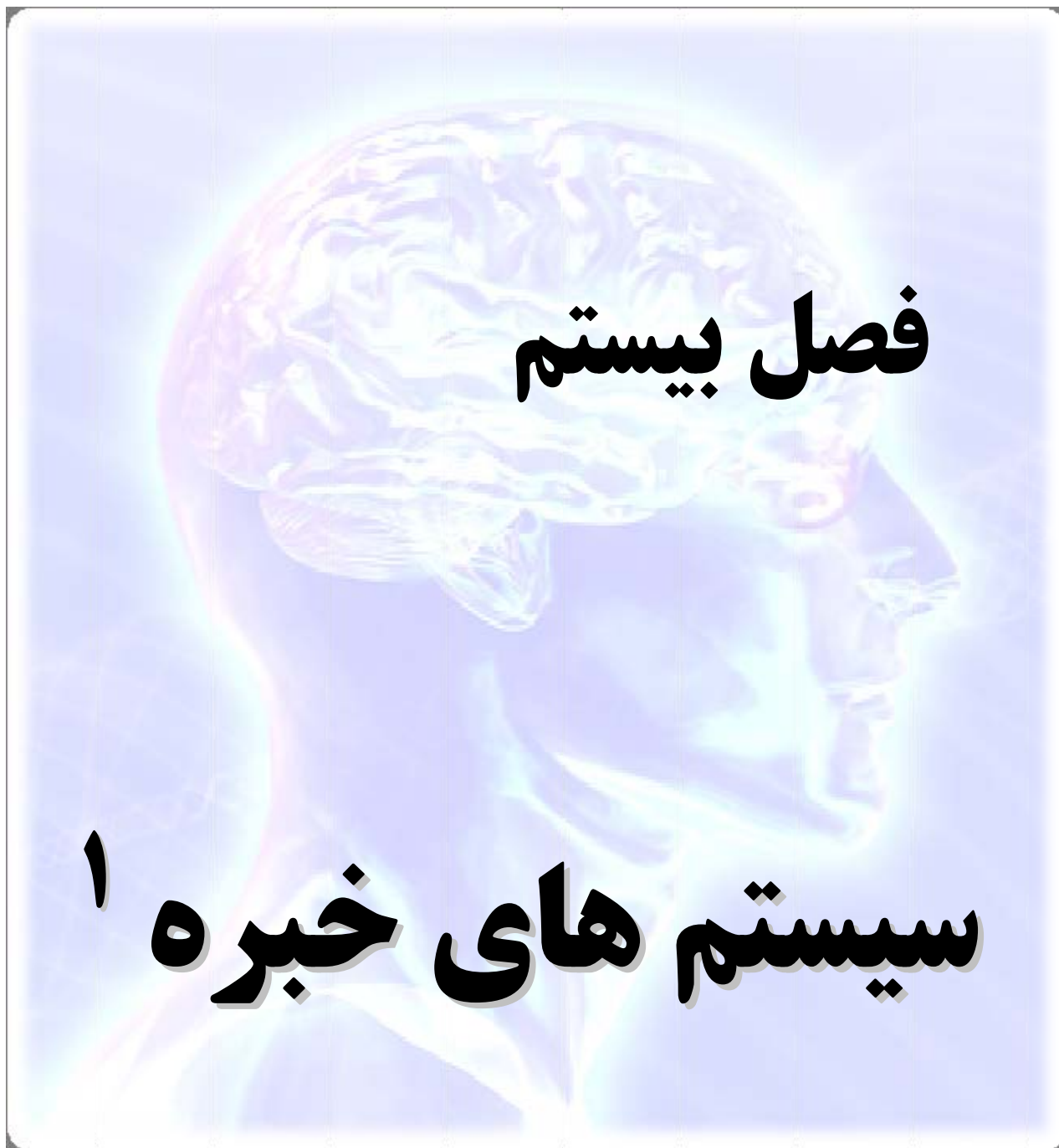
مسأله

در مسأله ی مسافرت شخص دوره گرد ، یک دوره گرد باید کوتاه ترین مسیر را که یک مجموعه از شهرها را طی می کند ، پیدا نماید . فرض کنید که ما فاصله ی میان هر شهر را می دانیم . این مسأله ای مشکل می باشد ، زیرا تعداد مسیرهای ممکن برابر $N!$ می باشد ، که N ، برابر با تعداد شهرها می باشد . الگوریتم ساده ای که در این مورد بهترین جواب را به سرعت ارایه نماید وجود ندارد . یک کد کننده ی کروموزوم ، یک عملکرد جهش و یک تابع Crossover را برای مسأله ی مسافرت شخص دوره گرد پیدا می نماید . فرض کنید تعداد شهرها (N) برابر ۱۰ می باشد . بعد از همه ی عملیات ، کروموزوم های تولید شده باید همیشه مسافرت های ممکن مجاز را ارایه نمایند (هر شهر فقط باید یک بار ملاقات شود) . برای این مسأله ، یک راه حل وجود ندارد و تعداد زیادی الگوهای مختلف ، قبلاً استفاده شده اند .

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی



فصل بیستم

سیستم های خبره^۱

Expert systems^۱

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

سیستم های خبره ، برنامه هایی طراحی شده برای مدل سازی و استدلال در مورد دانش انسان می باشند و معمولاً حول یک دامنه مثل ، تشخیص بیماری ، پرواز فضایی ، لجستیک (اقدامات مربوط به تهیه و توزیع) و عیب یابی نرم افزار تمرکز می کنند . در این سیستم ها ، برنامه نویسان ، واقعیات و قوانین را اضافه می کنند و سیستم ، پردازش استنتاج را به صورت خودکار انجام می دهد و می تواند یا از زنجیره ی مستقیم (سیستم های تولید) یا از زنجیره ی معکوس (ثابت کننده های قضیه) استفاده نمایند .

یک سیستم خبره چیست ؟

خبره - در صورتی که ما بگوییم که کسی در رشته ای ، یک خبره می باشد منظور ما این است که ، در آن تخصص محدود ، شایستگی بالایی را به نمایش می گذارد . اگر ما یک عامل تنها را بسازیم و آن را یک سیستم خبره بنامیم ، سیستم همیشه اطلاعات کلی تر را به نمایش نمی گذارد و در یک محدوده ی نسبی و با تخصّص نسبی کار می کند . اما در آن زمینه عملکردش در سطح خبره می باشد . این سیستم ها ممکن است برای طبقه بندی ، تشخیص عیب ، پیدا کردن خرابی ، تفسیر اطلاعات ، طراحی ، پیکربندی یا پیش بینی به کار روند . آن ها شاید برای آموزش دادن ، نمایش دادن ، تحلیل ، مشاوره ، تجدید نظر یا کنترل به کار روند . استفاده ی تجاری سیستم های خبره شامل این موارد می باشند : یک سیستم استفاده شده برای ارزیابی



نصیحت در مورد وام خانه ؛ یک سیستم استفاده شده توسط یک تولید کننده ی کامپیوتر برای بررسی اجرای کامل دستورات مشتریان ؛ یک سیستم استفاده شده در بیمارستان برای تفسیر اندازه گیری های ریوی برای مشاهده ی علایم ناخوشی ریه ؛ یک سیستم استفاده شده توسط شیمیدان ها برای تفسیر توده ی داده های طیف سنج برای کمک به پی بردن به ساختار مولکولی ترکیبات آلی (زیستی)^۱ ؛ و یک سیستم برای کمک به زمین شناسان برای ارزیابی مکان های معدنی برای ذخایر .

چرا یک سیستم خبره را می سازیم ؟

برای تکثیر خبره ی نادر و پرهزینه ؛ برای فرمول بندی دانش خبره و برای جمع آوری منابع دانش متمایز یک سیستم خبره را می سازیم . دلایل ممکن دیگری هم وجود دارند . برخی از افراد دلیل می آورند که سیستم های خبره در مقایسه با انسان ها کم تر خطا می کنند و مناسب تر هستند و رک تر هستند ، یا در مقایسه با خبره های بشری ، بی طرف تر می باشند . البته ، سیستم های خبره معایب زیادی هم دارند ، که باید استفاده از آن ها را به دامنه های مشخص ، محدود نماییم . سیستم های خبره دارای بینش ، دلسوزی ، فهم انگیزه ی بشری ، توانایی حدس ، توانایی یادگیری (معمولاً) ، دانش قضاوت صحیح (عقل سلیم) کمی می باشند . در این مورد ، کاربر می تواند دلسوزی و قضاوت صحیح را اضافه نماید .

خصوصیات خوب یک سیستم خبره

در صورتی که سیستم خبره ، به صورت محاوره ای باشد ، یک رابط کاربری خوب ، بسیار ضروری می باشد . توجه کنید که مکالمه ای که سیستم خبره با کاربر انجام می دهد باید به صورت "طبیعی" توسط کاربر مطرح شده باشد . که شامل مواردی نظیر این موارد می باشد : شیوه ی سؤالاتی که سیستم می پرسد

^۱ ماده ای که مولکول های آن شامل یک یا بیش تر اتم های کربن است ، به استثنای کربنات ها ، سیانیدها ، کریدها ، و تعدادی موارد دیگر (دایره المعارف بریتانیکا) ، در ضمن در لغت نامه ی مهندسی محیط هم ، چنین آمده است : گروه بزرگی از ترکیبات شیمیایی که معمولاً شامل کربن ، هیدروژن ، نیتروژن و اکسیژن می باشند . تمام موجودات زنده از این ترکیبات آلی تشکیل شده اند .



باید طبیعی باشد. سؤالات احمقانه نباید وجود داشته باشند (کسانی که به سیستم جواب می دهند باید با دلیل، تدبیر کرده باشند). سیستم باید قادر باشد که توضیح دهد که چرا یک سؤال را می پرسد و هر نتیجه ای که به آن می رسد را توجیه نماید و باید به کاربر در مورد سیستم، اطمینان دهد.

در استدلال، باید یک سیستم خیره، قادر به انجام این موارد باشد: باید استنتاج هایش باورکردنی و نه الزاماً صحیح باشند؛ به عنوان مثال، یک سیستم خیره که یک وضعیت بهداشتی را از یک مجموعه از علائم، استنتاج می کند؛ بعید است که وضعیت، رشته ای منطقی از علائم (نشانه ها) باشد. باید قادر به کار با دامنه ی دانش ناقص و مواردی که اطلاعات ناقص هستند، باشد. اغلب، دانش و / یا مورد اطلاعات، ناکامل می باشند و دانش و / یا داده ها ممکن است قابل اعتماد نباشند (مثلاً، ممکن است دارای خطا باشند) و شاید دانش و / یا داده ها به صورت نادرست بیان شده باشند (به عنوان مثال، "اگر دارای دندان بلندی باشد، آن گاه این خطرناک می باشد."). همچنین باید سیستم، رقابت همزمان مفروضات را در نظر داشته باشد.

سیستم های خیره باید با نگهداشت پذیری (ویژگی مربوط به جداسازی و تعمیر یک خرابی)^۱ طراحی شده باشند. باید بتوانند به سادگی اطلاعات جدید را یکی نمایند (یا از طریق مهندسی دانش بیش تر یا با استفاده از آموزش ماشینی).

سیستم های خیره ی قانون گرا^۲

روش های زیادی می توانند برای ساخت سیستم های خیره استفاده شوند. اما، اکثر سیستم های خیره که تا کنون ساخته شده اند سیستم های قانون گرا می باشند؛ یعنی، پایگاه دانش، شامل واقعیت ها و قانون ها می باشد.

پایگاه دانش

^۱ maintainability

^۲ rule-based

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

پایگاه دانش، شامل واقعیت ها و قوانین می باشد. تصور کنید که ما در حال ساخت یک سیستم خبره ی قانون گرا برای تشخیص پزشکی بودیم. قانون ها ارتباط های میان علایم و عبارت های پزشکی را کد خواهند کرد. واقعیت ها دانش در مورد بیماری جاری را کد خواهند کرد. در سیستم های قانون گرا، اغلب به صورت اگر ... آن گاه ... نوشته می شوند، اما به صورت برابر می توانند به یکی از شکل هایی که برای موارد زیر استفاده می شوند نوشته شوند:

if p_1 AND p_2 ... AND p_n then q

$(p_1 \wedge \dots \wedge p_n) \Rightarrow q$

$q \vee \neg p_1 \vee \dots \vee \neg p_n$

برای سیستم های قانون گرا، استفاده از منطق گزاره ای، زمانی که گزاره ها دارای هیچ آرگومانی نمی باشند، کاملاً معمولی است. بنابراین متغیرها و سمبل های تابعی در واقعیت ها و قانون ها وجود ندارند. ما در مثال های زیر خودمان را با این وضعیت، محدود نموده ایم. نتیجه ی یک قانون شاید یک قلم تجزیه ناپذیر باشد که در قانون قبلی آمده است. ما می توانیم این زنجیره را به شکل گرافیکی به صورت یک گراف AND-OR نمایش دهیم. برای مثال، برای قانون های زیر:

if p AND q then r

if s AND t then r

if u then p

if v then p

if w AND x then s

if y then s

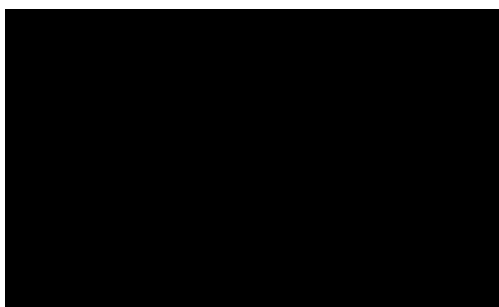
if z then t

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

که گراف زیر را در مورد قانون های بالا داریم :



در زیر مثالی از پایگاه دانشی برای شناسایی حیوانات را می بینید :

if *animalGivesMilk* **then** *animalIsMammal*¹

if *animalHasHair* **then** *animalIsMammal*

if *animalIsMammal* AND *animalChews*² *Cud*³ **then** *animalIsUngulate*⁴

if *animalIsUngulate* AND *animalHasLongNeck*⁵ **then** *animalIsGiraffe*⁶

if *animalIsUngulate* AND *animalIsStriped*⁷ **then** *animalIsZebra*⁸

ما از این مثال ، بعداً استفاده خواهیم کرد .

¹ پستاندار

² می جوَد

³ تُشخوار می کند

⁴ سُم دار

⁵ گِردن

⁶ زرافه

⁷ راه راه یا خط دار

⁸ گورخر



موتور استنتاج

موتور استنتاج، استنتاج ها را با استفاده از دانش موجود در پایگاه دانش، استخراج می کند و با استفاده از استنتاج قانون گرا^۱ انجام می دهد. از یک نقطه نظر منطقی، اساساً از تحلیل استفاده می کند. یک چشم انداز (دورنمای سه بعدی) استنتاج (استدلال) قانون گرا این است که در حال انجام یک جستجوی گرافی AND-OR می باشد. به طور مؤثر، ما به دنبال یک مسیر که ریشه و برگ ها را به هم متصل می کند و این موارد را اجرا می کند می گردیم: در صورتی که گره ای، یک گره ی OR می باشد، برای نمایش این که یک مسیر برای فقط یکی از نسل ها وجود دارد، مناسب می باشد؛ اگر گره ای، یک گره ی AND باشد، برای نمایش این که برای هر یک از نسل ها مسیری وجود دارد، لازم می باشد؛ در صورتی که یک گره، یک برگ باشد، گره یک واقعیت را که باید درست باشد را نمایش می دهد.

در سیستم های خبره ی محاوره ای، ما فرض نمی کنیم که همه ی واقعیات شناخته شده اند و قبلاً در پایگاه دانش وجود داشته اند. بنابراین، در زمانی که ما در تلاش برای این هستیم که بینیم که آیا یک گره ی برگ (واقعیت) درست است یا نه، ما پایگاه دانش را بررسی خواهیم نمود، اما اگر در پایگاه دانش نباشد، در این صورت ما از کاربر پرسش می کنیم که آیا واقعیت درست است یا نه. جواب کاربر می تواند به پایگاه دانش اضافه شود. (این محاوره، چیزی است که استدلال قانون گرا را از تحلیل SLD متمایز می کند.)

زنجیره ی معکوس - بیش تر استدلال قانون گرا به روشی انجام می شود که شبیه تحلیل SLD می باشد (همان طوری که در پاراگراف قبل گفته شد، دلایلی وجود دارد که به ندرت با تحلیل SLD برابر می باشند). اما، عبارت های زنجیره ی معکوس، استدلال مشتق شده از هدف می باشند و استدلال مشتق شده از فرض به صورت عمومی تری در جامعه ی سیستم های خبره مورد استفاده قرار می گیرند. در عبارت

^۱ Rule-Based Reasoning (RBR)

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

های گراف AND-OR، این نوع از استدلال در ریشه ی گراف شروع می شود و برای پیدا کردن مسیری از ریشه به برگ ها تلاش می نماید .

زنجیره ی مستقیم - این روش ، استدلال مشتق شده از داده ها هم نامیده می شود . در عبارات گراف AND-OR ، این نوع از استدلال از برگ ها شروع می کند و تلاش می کند که مسیری را از برگ ها به طرف ریشه پیدا نماید .

زنجیره ی معکوس و مستقیم برگ برگ شده^۱ - برخی از سیستم ها منحصرأ از یکی از این روش ها یا هر دوی این روش ها استفاده می کنند . اما تعداد زیادی از سیستم های برگ برگ از هر دو روش استفاده می کنند که این کار خیلی طبیعی می تواند باشد . به یک مشاوره با یک دکتر بشری توجه نمایید . بیمار برخی از علایم را تشریح می کند . نتایج با استفاده از زنجیره ی مستقیم به دست می آید (شاید فقط به طور آزمایشی) . دکتر یک فرض را انتخاب می کند و با استفاده از زنجیره ی معکوس به پرسشی می رسد که برای بیمار ارایه شده است . بیمار ، دوباره صحبت می کند ، و شاید به پرسشی دیگر جواب دهد و یا از او اطلاعات دیگری خواسته شود . و این کار (پروسه) باز هم تکرار شود .

توضیح های استدلال

ما قبلاً اهمیت داشتن توضیح روان را در یک سیستم خبره بیان کردیم . سیستم های قانون گرا معمولاً دو امکان را برای توضیحات ارایه می کنند . ممکن است یا پرسند چرا و یا پرسند چگونه . سیستم ، سؤالات را با نمایش برخی از قوانین مربوط ، جواب می دهد . برای مثال ، تصور نمایید که سیستم خبره ی شناسایی حیوانات از کاربر این پرسش را می پرسد که آیا حیوان ، نشخوار می کند . در این مورد ، کاربر می تواند به جای جواب دادن به این سؤال پرسد که : چرا شما این سؤال را می پرسید ؟ برای این کار ، سیستم خبره با نمایش یک گراف AND-OR پاسخ می دهد . برای مثال ، ممکن است سیستم پاسخ دهد : من از شما پرسیدم که آیا حیوان نشخوار می کند ، زیرا این در تشخیص این که حیوان ، جانور سم دار است کمک می

^۱ Interleaved Backwards- and Forwards-Chaining



کند. قبلاً تشخیص داده شده که جانور، پستاندار است. بنابراین اگر حیوان نشخوار می کند آن گاه حیوان، سم دار می باشد. این در تشخیص این که آیا حیوان زرافه است کمک می کند. در صورتی که حیوان سم دار باشد و دارای گردن بلند باشد، زرافه می باشد. به بیان دیگر، تصور نمایید که یک سیستم خبره تشخیص داده که برخی از گره ها درست هستند. در گفتن نتیجه به کاربر، کاربر می تواند چگونگی توضیح را پرسد؛ یعنی این که پرسد: چگونه به این نتیجه رسیدی؟ برای این کار، سیستم خبره با نمایش قسمت های موفق گراف AND-OR، جواب می دهد. ایده این است که برای تصدیق (توجه کردن) یک استنتاج، سیستم باید نشان دهد که کدام قانون ها در رسیدن به آن نتیجه اجرا می شوند. برای مثال، تصور کنید در موردی که سیستم تشخیص می دهد که حیوان یک جانور سم دار می باشد، کاربر ممکن است درخواست کند که چگونه به این نتیجه رسیدی و این کار ممکن است به صورت زیر باشد: این قانون برای تشخیص این که حیوان، سم دار است استفاده شده: اگر حیوان، پستاندار است و نشخوار می کند، سم دار می باشد. این قانون برای تشخیص این که آیا جانور پستاندار است استفاده شده است: حیوان دارای مو می باشد، پس پستاندار می باشد. شما به من گفتید که حیوان دارای مو می باشد. شما به من گفتید که حیوان نشخوار می کند.

بیش تر تحقیقات انقلابی در سیستم های قانون گرا در مورد سیستمی به نام MYCIN انجام شده است. ایده های درون MYCIN دارای برتری بر همه ی سیستم های خبره ی قانون گرا هستند. MYCIN برای استفاده ی یک پزشک برای تشخیص عفونت های باکتریایی خون طراحی شد. در حدود ۴۵۰ قانون دارد و تقریباً به طور کامل با استفاده از زنجیره ی معکوس کار می کند. بازده MYCIN و طبیعی بودن مکالمه ی آن با مشارکت قطعه های خیلی کوچک دانش که شاید در مدت زنجیره ی معکوس به کار گرفته شوند، بهبود یافت. یکی از پرمعنی ترین این موارد، استفاده از یک مجموعه از فرا قانون ها می باشد که برای کمک به تصمیم در مورد این که کدام قانون های نرمال به صورت بعدی باید استفاده شوند، طراحی شدند. یکی دیگر از سیستم های قانون گرای خبره ی مشهور، PROSPECTOR (برای ارزیابی مکان های معدنی دارای استعداد برای استخراج) و R1 (a.k.a. XCON) برای بررسی، کامل کردن و پیکربندی تقاضاهای تجهیزات کامپیوتری مشتری، می باشند. بعد از برخی از آزمایش ها با ساخت چند

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



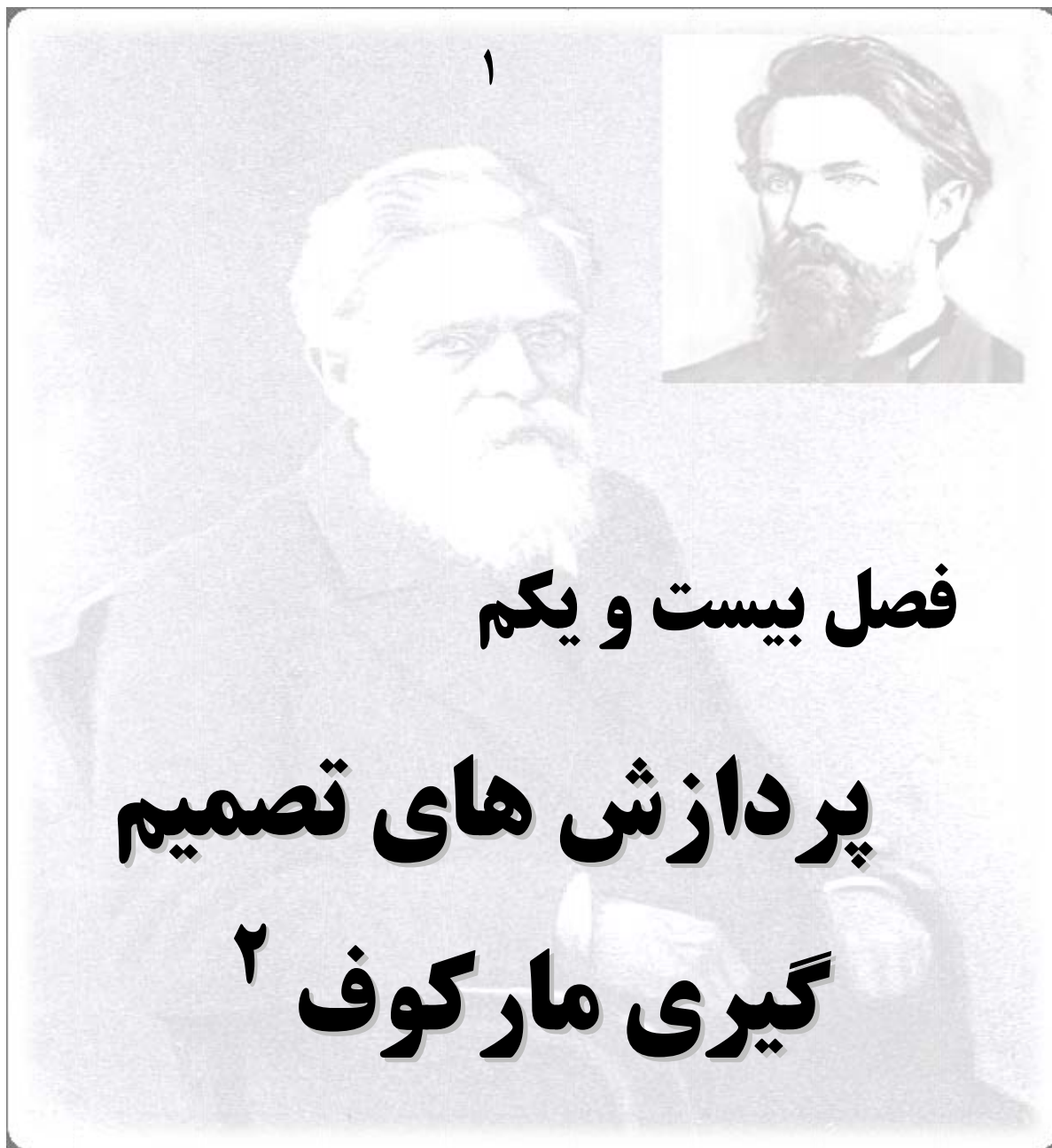
هوش مصنوعی

سیستم خبره ی قانون گرا، محققان هوش مصنوعی دریافتند که فقط پایگاه دانش، وابسته به دامنه می باشد. موتور استنتاج و رابط کاربر (نسبتاً) مستقل از دامنه بودند. به طور کلی، برای ساخت یک سیستم خبره ی جدید برای یک دامنه ی مختلف به یک پروسه ی مهندسی دانش برای دریافت کردن قانون ها نیاز داریم.

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی



فصل بیست و یکم

پردازش های تصمیم

گیری مارکوف^۲

^۱ تصویر بالا متعلق به آندری ای . مارکوف (Andrei A. Markov (۱۸۵۶ – ۱۹۲۲) ، دانشمند و ریاضیدان معروف روسی است .

^۲ Markov Decision Processes(MDP)

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

پردازش های تصمیم گیری مارکوفی

یک مدل گسسته برای تصمیم گیری تحت نامعلومی می باشد. چهار جزء این مدل عبارتند از: وضعیت ها؛ که جهان به وضعیت هایی تقسیم شده است. عملکردها؛ هر وضعیت دارای یک تعداد محدود از عملکردها می باشد. تابع انتقال؛ ارتباطی احتمالی میان وضعیت ها و عملکردهای قابل دسترسی برای هر وضعیت و تابع پاداش؛ پاداش مورد انتظار انجام یک کار، تحت وضعیت S می باشد.^۱

به وجود آوردن تصمیم گیری های ترتیبی

قبلاً ما در مورد این موارد صحبت کردیم: به وجود آوردن تصمیم گیری های به یکباره در یک محیط قطعی؛ به وجود آوردن تصمیم گیری های ترتیبی در یک محیط قطعی، مثل: جستجو - استنتاج - برنامه ریزی؛ به وجود آوردن تصمیم گیری های به یکباره در یک محیط اتفافی، مثل: شبکه های باور و

^۱ <http://www.sci.brooklyn.cuny.edu/~parsons/courses/790-spring-2004/notes/incremental.ppt>



احتمال - پیش بینی سودمندی. حال این سؤال مطرح است که: تصمیم گیری های ترتیبی در یک محیط اتفافی، چگونه می باشند؟

سودمندی مورد انتظار

به یاد بیاورید که سودمندی مورد انتظار یک عملکرد، سودمندی هر نتیجه ی ممکن است و توسط احتمالی که نتیجه اتفاق بیفتد ارزیابی (وزن) می شود؛ به طور صریح تر، از وضعیت s ، یک عامل ممکن است عملکردهای a_1, a_2, \dots, a_n را بگیرد. هر عملکرد a_i می تواند منجر به وضعیت های $s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{im}$ با احتمال $p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}$ شود؛ در نتیجه، سودمندی مورد انتظار برای عملکردها برابر است با: $EU(a_i) = \sum p_{ij} s_{ij}$. ما مجموعه ای از احتمال ها و وضعیت های وابسته را مدل انتقال وضعیت^۱ می نامیم. عامل باید وضعیت a^i ای که سودمندی مورد انتظار را بیشینه می کند، انتخاب نماید.

محیط های مارکوفی

ما می توانیم این ایده را برای محیط های ترتیبی بسط دهیم. در این مورد، مسأله این است که چگونه احتمال وضعیت ها را تشخیص دهیم؟؛ احتمال رسیدن به وضعیت s ارایه شده توسط عملکرد a ممکن است وابسته به عملکردهای قبلی ای که انجام شده اند باشد. فرض مارکوف می گوید که احتمال تغییر وضعیت ها فقط وابسته به یک تعداد محدودی از والد ها می باشد. ساده ترین، پردازش مرتبه ی اول مارکوف در این صورت است که احتمال تغییر وضعیت ها فقط وابسته به وضعیت قبلی باشد. ما نیز روی پردازش مرتبه ی اول مارکوف تمرکز می نماییم.

توزیع های ثابت^۲

^۱ state transition model

^۲ Stationary distributions

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

ما فرض می کنیم که توزیعمان ثابت باشد، که این به این معنی است که احتمال رسیدن به یک وضعیت s' ارائه شده توسط عملکرد a از وضعیت s با تاریخچه H تغییر نمی یابد؛ تاریخچه های مختلف، ممکن است احتمال های مختلف را به وجود بیاورند. داشتن تاریخچه های یکسان، تغییر وضعیت های یکسان را سبب خواهد شد. ما همچنین فرض خواهیم کرد که سودمندی وضعیت، تغییری را در روش مسأله به وجود نمی آورد.

حل مسایل ترتیبی

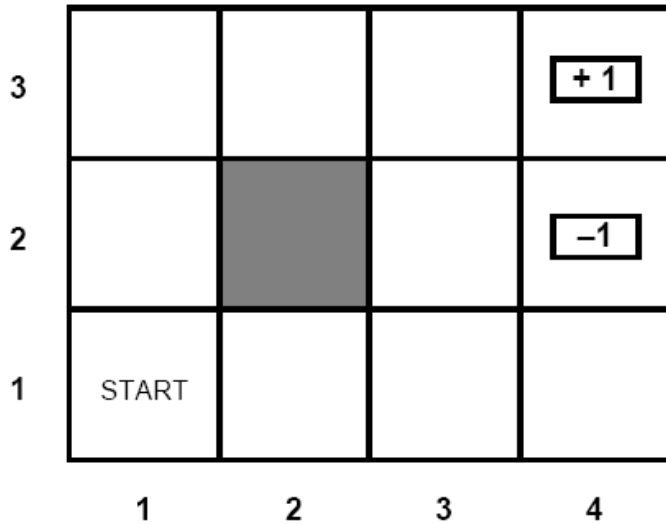
در این مورد، سودمندی، وابسته به یک رشته از وضعیت های s_1, s_2, \dots, s_n می باشد و برای هر وضعیت، یک پاداش $R(s_i)$ را در نظر می گیریم. عامل می خواهد مجموع پاداش ها را بیشینه نماید. ما این فرمول بندی را یک پردازش تصمیم گیری مارکوفی می نامیم. به طور صریح، این موارد را در یک پردازش تصمیم گیری مارکوفی داریم: یک وضعیت اولیه s_0 ؛ یک مجموعه از وضعیت ها و عملکردهای گسسته؛ یک مدل انتقال: $T(s, a, s')$ که احتمال رسیدن به وضعیت s' از s وقتی که عمل a انجام می شود را نشان می دهد و یک تابع پاداش $R(s)$.

مثال: مسأله ی شبکه

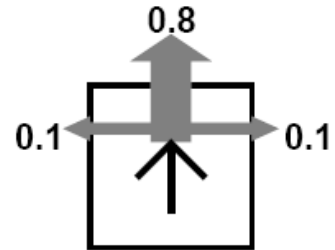
مترجم: سهراب جلوه گر
 ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی



(a)



(b)

در این مثال، عامل در جهت خواسته شده با احتمال ۰.۸ حرکت می کند و در یک جهت راست یا چپ با احتمال ۰.۲ حرکت می کند؛ در هر وضعیت، یک عامل باید چه کاری انجام دهد تا پاداش را بیشینه نماید؟

راه حل های پردازش تصمیم گیری مارکوفی - از آنجایی که محیط، تصادفی یا اتفاقی می باشد، یک راه حل به صورت رشته ای از عملکردها نمی باشد. در عوض، ما باید معین نماییم که یک عامل باید چه کاری در هر وضعیت ممکن انجام دهد. ما این خصوصیت را یک روش^۱ می نامیم: "اگر شما زیر هدف می باشید بالا بیایید و اگر شما در ستون سمت چپ می باشید، به راست حرکت نمایید." ما یک روش را با π نشان می دهیم و $\pi(s)$ روش را برای وضعیت s ، مشخص می نماید.

مقایسه ی روش ها - ما می توانیم روش ها را با توجه به سودمندی مورد انتظار تاریخچه هایی که آن ها تولید می کنند مقایسه نماییم. روشی که دارای بالاترین سودمندی مورد انتظار می باشد روش بهینه^۲

^۱ policy
^۲ optimal policy

مترجم: سهراب جلوه گر

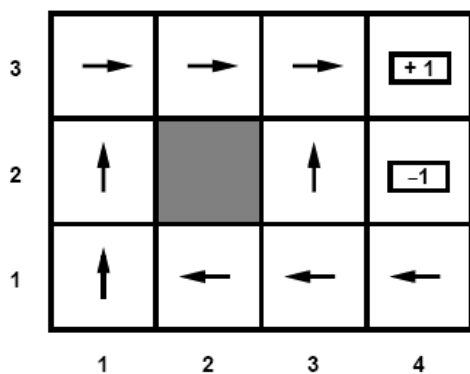
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



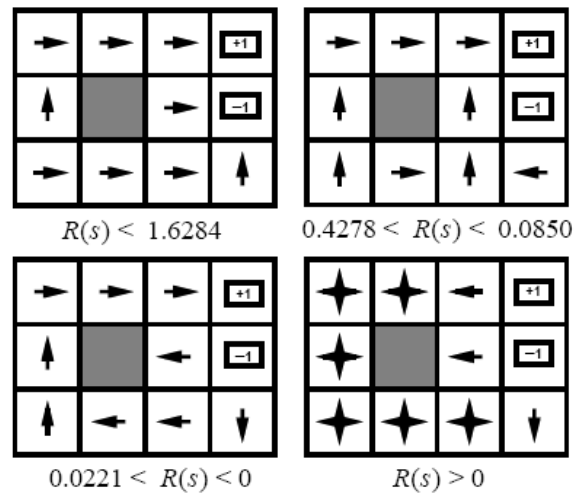
هوش مصنوعی

نام دارد. اولین باری که یک روش پیدا می شود، عامل فقط می تواند بهترین عملکرد را برای هر وضعیت پیدا نماید.

مثال: مسأله ی شبکه



(a)



(b)

توجه کنید که در شکل سمت چپ، $R(s)$ برابر است با -0.04 و در شکل، تمام پاداش های غیر صفر، باید منفی باشند. از آنجایی که هزینه های تغییر در وضعیت های غیر پایانی تغییر می یابد، بنابراین، روش بهینه را انجام می دهد. وقتی که هزینه خیلی بالا باشد، عامل تلاش می کند که بلافاصله خارج شود؛ در زمینه ی میانی، عامل تلاش می نماید که از خروج بد جلوگیری نماید و در پاداش مثبت، عامل تلاش نمی کند که خارج شود.

مطالب بیش تری در مورد توابع پاداش

در حل یک پروژه ی تصمیم گیری مارکوفی، یک عامل باید به مقدار عملکردهای آینده توجه نماید. انواع مختلفی از مسایل که باید به آن ها توجه نماید، وجود دارد:

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

• وسعت – آیا جهان برای همیشه ادامه می یابد؟

○ وسعت محدود: بعد از N عملیات، جهان متوقف می شود و هیچ پاداشی دریافت نمی شود.

○ وسعت نامحدود: جهان به صورت نامحدود ادامه می یابد یا این که ما نمی دانیم چه هنگامی متوقف می شود. در وسعت نامحدود روش ها در طول زمان تغییر نمی کنند.

• ما همچنین نیاز داریم که در مورد چگونگی مقدار پاداش در آینده فکر کنیم، صد دلار در یک روز دارای ارزش بیش تری نسبت به صد دلار در یک سال است. ما با تخفیف^۱ در پاداش های آینده این مورد را مدل سازی می نماییم.

اگر γ ، فاکتور تخفیف باشد داریم:

$$U(s_0, s_1, s_2, s_3, \dots) = R(s_0) + \gamma R(s_1) + \gamma^2 R(s_2) + \gamma^3 R(s_3) + \dots, \gamma \in [0, 1]$$

در صورتی که γ بزرگ باشد، ما وضعیت های آینده را مقدار دهی می نماییم. در صورتی که γ کوچک باشد ما روی پاداش نزدیک تمرکز می نماییم. در موارد پولی، یک فاکتور تخفیف γ برابر است با یک بهره با نرخ $1 - (1/\gamma)$. تخفیف به ما اجازه می دهد که مقدار محسوسی، مسایل با وسعت نامحدود را داشته باشیم. در غیر این صورت، همه ی سودمندی های مورد انتظار باید نزدیک به مقدار نامحدود باشند. سودمندی های مورد انتظار در صورتی که پاداش ها محدود و در محدوده باشند و $\gamma < 1$ باشد، محدود خواهند شد. ما حالا می توانیم روش بهینه ی π^* را به این صورت بیان نماییم:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} EU \left(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t) \mid \pi \right)$$

^۱ discounting

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

تکرار مقدار

چگونه یک روش بهینه را پیدا نماییم؟ ما با محاسبه ی سودمندی مورد انتظار هر وضعیت و سپس انتخاب عملکردهایی که سودمندی مورد انتظار را بیشینه می کنند شروع می نماییم. در یک مسأله ی ترتیبی، سودمندی یک وضعیت، سودمندی مورد انتظار همه ی رشته های وضعیتی که از آن دنبال می شوند، می باشد. این به روشی که π اجرا می شود وابسته می باشد. در اصل، $U(s)$ سودمندی مورد انتظار یک روش بهینه از وضعیت s می باشد.

سودمندی وضعیت ها

| | | | | |
|---|-------|-------|-------|-------|
| 3 | 0.812 | 0.868 | 0.918 | +1 |
| 2 | 0.762 | | 0.660 | -1 |
| 1 | 0.705 | 0.655 | 0.611 | 0.388 |
| | 1 | 2 | 3 | 4 |

توجه کنید که سودمندی ها دارای بیش ترین مقدار برای وضعیت های نزدیک به خروجی +1 هستند. سودمندی یک وضعیت، پاداش فوری برای آن وضعیت به اضافه ی سود تخفیف داده شده ی مورد انتظار وضعیت بعدی می باشد و فرض بر این است که عامل، عملکرد بهینه را انتخاب می نماید.

معادله ی بلمن:

$$U(s) = R(s) + \gamma \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') U(s')$$

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

مثال :

$$U(1,1) = -0.04 + \gamma \max(0.8U(1,2) + 0.1U(2,1) + 0.1U(1,1)$$

$$0.9U(1,1) + 0.1U(1,2),$$

$$0.9U(1,1) + 0.1U(2,1),$$

$$0.8U(2,1) + 0.1U(1,2) + 0.1U(1,1))$$

برنامه نویسی پویا

معادله ی بلمن ، براساس برنامه نویسی پویا می باشد . در یک گراف انتقال بدون حلقه ، شما می توانید این ها را به صورت بازگشتی توسط معکوس کار کردن از وضعیت نهایی به وضعیت های اولیه حل نمایید . شما این کار را برای گراف های انتقال با حلقه ، به صورت مستقیم نمی توانید انجام دهید .

تکرار مقدار

از آنجایی که سودمندی وضعیت ها وابسته به سودمندی سایر وضعیت ها می باشد ، چگونه یک راه حل نزدیک را پیدا نماییم ؟ ما می توانیم از یک نگرش تکراری به صورت زیر استفاده نماییم :

- هر وضعیت را به صورت تصادفی مقداردهی اولیه نمایید .
- برای یک وضعیت ، طرف سمت چپ را با توجه به مقدار های همسایگانش محاسبه نمایید .
- این کار را برای به روز رسانی طرف سمت راست دیگر وضعیت ها ادامه دهید .
- قانون به روز رسانی به صورت زیر است :

$$U_{i+1}(s) = R(s) + \gamma \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') U_i(s')$$

مترجم: سهراب جلوه گر
 ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

الگوریتم تکرار مقدار

انجام دهید^۱

برای S های موجود در وضعیت ها

$$U(s) = R(s) + \gamma * \max_{a'} T(s,a,s') U(s')$$

تا هنگامی که^۲

تمام سودمندی ها با مقدار کم تر از دلتا تغییر نمایند (که دلتا برابر است با :

$$\delta = error * (1 - \gamma)$$

مثال :

| | | | |
|------------|-----------|-----------|-----------|
| 1 0.1 | 2 -0.1 | 3 0.05 | +1 |
| 4 -0.02 | | 5 0.15 | -1 |
| 6 0.0 | 7 0.1 | 8 -0.1 | 9 0.15 |

do^۱
 until^۲

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

با نسبت دادن سودمندی های تصادفی به هر وضعیت، شروع می کنیم؛ فرض می کنیم γ برابر با ۰.۸ باشد؛ هزینه ی زمان برابر با ۰.۰۴ - باشد $(R(s) = -0.04)$ و خطا برابر با ۰.۰۱ باشد $(\delta = 0.0025)$

بعد از یک بار تکرار، مقادیر تخمین زده شده در اینجا آورده شده است:

| | | | |
|-----------|------------|-----------|-----------|
| 1 0.03 | 2 -0.02 | 3 0.62 | +1 |
| 4 0.02 | | 5 0.05 | -1 |
| 6 0.02 | 7 0.02 | 8 0.08 | 9 0.06 |

بعد از دو بار تکرار، مقادیر تخمین زده شده در اینجا آورده شده است:

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

| | | | |
|-------|------|------|------|
| 1 | 2 | 3 | +1 |
| -0.02 | 0.35 | 0.65 | |
| 4 | | 5 | -1 |
| -0.02 | | 0.28 | |
| 6 | 7 | 8 | 9 |
| -0.02 | 0.01 | 0.02 | 0.01 |

بعد از سه بار تکرار، مقادیر تخمین زده شده در اینجا آورده شده است:

| | | | |
|-------|-------|------|-------|
| 1 | 2 | 3 | +1 |
| 0.19 | 0.43 | 0.69 | |
| 4 | | 5 | -1 |
| -0.06 | | 0.32 | |
| 6 | 7 | 8 | 9 |
| -0.04 | -0.03 | 0.14 | -0.03 |

بعد از چهار بار تکرار، مقادیر تخمین زده شده در اینجا آورده شده است:

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

| | | | |
|-------|------|------|-----------|
| 1 | 2 | 3 | |
| 0.25 | 0.47 | 0.68 | +1 |
| 4 | | 5 | |
| 0.07 | | 0.34 | -1 |
| 6 | 7 | 8 | 9 |
| -0.07 | 0.04 | 0.16 | -0.03 |

بعد از پنج بار تکرار، مقادیر تخمین زده شده در اینجا آورده شده است:

| | | | |
|------|------|------|-----------|
| 1 | 2 | 3 | |
| 0.27 | 0.47 | 0.68 | +1 |
| 4 | | 5 | |
| 0.13 | | 0.34 | -1 |
| 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0.0 | 0.07 | 0.18 | -0.02 |

بعد از شش بار تکرار، مقادیر تخمین زده شده در اینجا آورده شده است:

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

| | | | |
|------|------|------|-------|
| 1 | 2 | 3 | +1 |
| 0.29 | 0.47 | 0.68 | |
| 4 | | 5 | -1 |
| 0.15 | | 0.34 | |
| 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0.04 | 0.08 | 0.18 | -0.01 |

و در این نقطه، ما به یک نزدیکی (همگرایی) رسیده ایم.

تشریح مطلب

نقاط قوت روش تکرار مقدار: برای نزدیک شدن (همگرایی) به راه حل صحیح، ضمانت شده است و الگوریتم تکرار، ساده می باشد.

نقاط ضعف روش تکرار مقدار: نزدیک شدن (همگرایی) می تواند به صورت کند باشد، ما در واقع به تمام این اطلاعات نیاز نداریم و فقط به این نیاز داریم که بدانیم در هر وضعیت چه کاری را انجام دهیم.

تکرار روش^۱ (بهبود روش تکرار مقدار)

^۱ Policy iteration

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

به طور مستقیم برای روش های بهینه جستجو می کنیم؛ به بیان دیگر، روش ها را با تکرار برای هر وضعیت، به روز می نمایم. این کار دارای دو مرحله می باشد: ارایه ی یک روش، محاسبه ی سودمندی ها برای هر وضعیت. به دست آوردن یک روش جدید براساس این سودمندی های جدید.

الگوریتم

سودمندی همه ی وضعیت ها را برابر با صفر قرار بده

رشته ی روش های تصادفی شاخص گذاری شده توسط وضعیت را در Pi قرار بده

انجام دهید^۱

سودمندی هر وضعیت را برای Pi ارزیابی نمایید و آن را در U قرار دهید.

برای S موجود در وضعیت ها

عملکردی که سودمندی مورد انتظار را برای آن وضعیت، بیشینه می نماید پیدا

نمایید و در a قرار دهید

a را در $Pi(s)$ بریزید

مادامی^۲ که برخی از عملکردها تغییر کردند

مثال:

do^۱

while^۲

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

| | | | | | | | |
|---|------------|---|------------|------------|------------|----|------------|
| 1 | -0.04 ↓ | 2 | -0.04 → | 3 | 0.04 ↓ | +1 | |
| 4 | -0.04 ← | | 5 | -0.68 → | -1 | | |
| 6 | -0.04 → | 7 | -0.04 ← | 8 | -0.04 ↑ | 9 | -0.12 ← |

روش های تصادفی را به وجود آورید ، سودمندی وضعیت ها را براساس این روش ها ، مورد

ارزیابی قرار دهید .

| | | | | | | | |
|---|------------|---|------------|------------|------------|----|------------|
| 1 | -0.04 ↓ | 2 | -0.04 → | 3 | 0.04 → | +1 | |
| 4 | -0.04 ← | | 5 | -0.68 ↑ | -1 | | |
| 6 | -0.04 → | 7 | -0.04 ← | 8 | -0.04 ← | 9 | -0.12 ← |

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

روش های بهینه ای که این سودمندی ها را ارزیابی می نمایند، انتخاب نمایید.

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|-------|----|-------|
| 1 | -0.07 | 2 | -0.02 | 3 | 0.55 | | |
| | ↓ | | → | | → | +1 | |
| 4 | -0.07 | | | 5 | -0.14 | | |
| | ← | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.07 | 7 | -0.07 | 8 | -0.12 | 9 | -0.12 |
| | → | | ← | | ← | | ← |

براساس روش های جدید به دست آمده، سودمندی های جدید را برای هر وضعیت، تخمین بزنید.

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|-------|----|-------|
| 1 | -0.04 | 2 | -0.02 | 3 | 0.55 | | |
| | → | | → | | → | +1 | |
| 4 | -0.04 | | | 5 | -0.14 | | |
| | ← | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.04 | 7 | -0.04 | 8 | -0.12 | 9 | -0.12 |
| | → | | ← | | ← | | ↓ |

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

براساس این سودمندی های جدید، روش های بهینه را انتخاب نمایید.

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|-------|----|-------|
| 1 | -0.06 | 2 | 0.31 | 3 | 0.63 | | |
| | → | | → | | → | +1 | |
| 4 | -0.09 | | | 5 | 0.22 | | |
| | ← | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.09 | 7 | -0.09 | 8 | -0.10 | 9 | -0.12 |
| | → | | ← | | ← | | ↓ |

از این روش های جدید برای تخمین مجدد سودمندی ها استفاده نمایید.

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|-------|----|-------|
| 1 | -0.06 | 2 | 0.31 | 3 | 0.63 | | |
| | → | | → | | → | +1 | |
| 4 | -0.04 | | | 5 | 0.22 | | |
| | ↓ | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.04 | 7 | -0.04 | 8 | -0.08 | 9 | -0.12 |
| | → | | ← | | ↑ | | ↓ |

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

و از این تخمین های سودمندی جدید برای به دست آوردن روش های بهینه استفاده نمایید.

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|------|----|-------|
| 1 | 0.15 | 2 | 0.41 | 3 | 0.67 | | |
| | → | | → | | → | +1 | |
| 4 | 0.04 | | | 5 | 0.30 | | |
| | ↑ | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.11 | 7 | -0.11 | 8 | 0.08 | 9 | -0.13 |
| | → | | ← | | ↑ | | ↓ |

مجدداً، از روش های به دست آمده برای تخمین مجدد سودمندی ها استفاده نمایید.

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|------|----|-------|
| 1 | 0.15 | 2 | 0.41 | 3 | 0.67 | | |
| | → | | → | | → | +1 | |
| 4 | 0.04 | | | 5 | 0.30 | | |
| | ↑ | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.11 | 7 | -0.11 | 8 | 0.08 | 9 | -0.13 |
| | ↑ | | → | | ↑ | | ← |

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

و سپس از سودمندی ها برای به روز کردن روش های بهینه استفاده نمایید .

| | | | | | | | |
|---|-------|---|-------|---|------|----|-------|
| 1 | 0.23 | 2 | 0.45 | 3 | 0.68 | | |
| | → | | → | | → | +1 | |
| 4 | 0.06 | | | 5 | 0.33 | | |
| | ↑ | | | | ↑ | -1 | |
| 6 | -0.03 | 7 | -0.01 | 8 | 0.13 | 9 | -0.07 |
| | ↑ | | → | | ↑ | | ← |

و دوباره سودمندی های تخمین ها را براساس روش جدید ، به روز نمایید . اگر ما روش را براساس تخمین های جدید به روز کردیم و دیدیم که تغییری به وجود نمی آید ، در این صورت ، کار به پایان رسیده است . حُسن تکرار روش در این است که نزدیک شدن یا همگرایی سریع تر می باشد .

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

تولید، از تعداد زیادی قانون تشکیل شده است. برخی از قوانین ممکن است باعث عمل کردن قانون های دیگر شوند. در سیستم های تجاری، مسأله این است که وقتی برای یک مورد، بیش از یک قانون داریم، چه کار کنیم [و کدام را اجرا نماییم]، ما بعداً به این مورد خواهیم پرداخت.

طبقه بندی کنندگان

الگوریتم های ژنتیکی، به صورت بالقوه، به ما یک روش برای استنتاج و انتخاب قانون ها را ارائه می دهد. الگوریتم، قانونی که دارای بیشترین شایستگی می باشد را انتخاب نماید. توسط ۰،۱ و ۰،۱ قانون ها را به صورت یک رشته باینری و شایستگی های عملکرد می باشند. مشکلاتی که در مورد وجود دارند عبارتند از اینکه: چرا شایستگی ا به یک قانون انتساب دهیم؟ و چگونه عملکرد برخط بالا را نگهداری نماییم؟

فصل بیست و دوم

اجزای یک سیستم طبقه بندی

سیستم های طبقه بندی
و یک الگوریتم ژنتیکی برای تولید قانون های جدید.

سیستم های طبقه بندی

بندی کننده ۱

قانون و سیستم پیام - حسگرهای عالی، اطلاعات را که به صورت یک رشته ی بیتی کد شده اند دریافت می نماید. طبقه بندی کننده ها (قانون ها) را با تطبیق شرط ها فعال می نماید. طبقه بندی کننده ها پیام هایشان را به لیست پیام ارسال می نمایند؛ این پیام ها

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

سیستم های طبقه بندی کننده

الگوریتم های ژنتیکی برای مسایل بهینه سازی ، خیلی خوب کار می کنند و داریم $f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = R$. در مورد مسایلی که کم تر به صورت خوب تعریف شده اند چطور ؟ آیا ما می توانیم از این ایده ها برای ساختن یک عامل جاروبرقی استفاده نماییم ؟ بله ، ولی ما نیاز داریم که کمی بادقت تر باشیم . طبقه بندی ، پرده ی انتساب یک ورودی به یکی از کلاس های چندگانه می باشد .

سیستم های تولید^۱

یک سیستم تولید ، از یک مجموعه از تولیدات (قوانین) ، حافظه ای که در آن واقعیات قرار می گیرند و یک الگوریتم که با استفاده از روش زنجیره ی مستقیم اجرا می شود و واقعیات جدید را با استفاده از قبلی ها به وجود می آورد تشکیل شده است . یک قانون ، زمانی اجرا می شود که مجموعه ای از شرایط ، که در حافظه هستند ، برقرار باشند .^۲ سیستم های تولید ، یک روش رایج در هوش مصنوعی هستند . و در آن ها

^۱ Production system

^۲ Babylon / FOLDOC



از اگر - آن گاه یا قانون های شرط - عملکرد استفاده می شود. مثلاً در دنیای جاروبرقی داریم: در صورتی که خانه ی [۱۰] جارو نشده باشد و در خانه ی مجاور یا همسایه باشد، آن گاه به [۱،۱] برو. یک سیستم تولید، از تعداد زیادی قانون تشکیل شده است. برخی از قوانین ممکن است باعث عمل کردن قانون های دیگر شوند. در سیستم های تجاری، مسأله این است که وقتی برای یک مورد، بیش از یک قانون داریم، چه کار کنیم [و کدام را اجرا نماییم]، ما بعداً به این مورد خواهیم پرداخت.

طبقه بندی کننده ها

الگوریتم های ژنتیکی، به صورت بالقوه، به ما یک روش برای استنتاج و انتخاب قانون ها را ارائه می دهند و می گویند، قانونی که دارای بیش ترین شایستگی می باشد را انتخاب نمایید. توسط ۱، ۰ و * قانون ها را به صورت یک رشته ی بیتی کد نمایید. بیت های وضعیت، همان بیت های عملکرد می باشند. مشکلاتی که در مورد وجود دارند عبارتند از اینکه: چگونه شایستگی را به یک قانون انتساب دهیم؟ و چگونه عملکرد برخط بالا را نگهداری نماییم؟

اجزای یک سیستم طبقه بندی

یک سیستم طبقه بندی دارای سه جزء می باشد: یک قانون و سیستم پیام، یک سیستم انتساب اعتبار و یک الگوریتم ژنتیکی برای تولید قانون های جدید.

قانون و سیستم پیام - حسگرهای عامل، اطلاعات را که به صورت یک رشته ی بیتی کد شده اند دریافت می نمایند؛ این اطلاعات، پیامی از محیط می باشد. این پیام طبقه بندی کننده ها (قانون ها) را با تطبیق شرط ها فعال می نماید. طبقه بندی کننده ها پیام هایشان را به لیست پیام ارسال می نمایند؛ این پیام ها ممکن است دیگر طبقه بندی کننده ها یا عمل کننده های عامل را فعال نمایند.

مثال - فرض کنید سیستم ما دارای طبقه بندی کننده های زیر می باشد:

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

1. 01## : 0000
2. 00#0 : 1100
3. 11## : 1000
4. ##00 : 0001

اگر پیام ۰۱۱۱ از محیط دریافت می شود. در ابتدا، قانون یک اجرا می شود، ۰۰۰۰ در لیست پیام قرار می گیرد. سپس، قانون های دو و چهار اجرا می شود، ۱۱۰۰ و ۰۰۰۱ در لیست پیام قرار می گیرند. بعد، قانون سه اجرا می شود، ۱۰۰۰ در لیست پیام قرار می گیرد، که با قانون شماره ی ۴ مطابقت دارد که پیامش در لیست پیام ها قرار دارد. حالا چند پیام در لیست پیام قرار دارد - کدام به عمل کننده ها فرستاده می شود؟

دسته سطل^۱ - الگوریتم دسته سطل به قانون ها برای پیشنهاد اجرا براساس عملکرد قبلی اجازه می دهد. وقتی که یک قانون برقرار می شود، در یک "مزایده"^۲ شرکت می نماید. هر قانون براساس عملکرد قبلی، دارای یک قوت می باشد؛ یک قانون یک نسبت از قدرت را داراست. بالاترین قانون های شرکت کننده برنده می شوند و این پیشنهاد به طبقه بندی کننده (ها) ای که آن را فعال کرده (اند) فرستاده می شود.

مثال: اگر به صورت اولیّه ($t=0$) داشته باشیم: $M = 0111$.

- 1) 01## : 0000 S=200 B=20
- 2) 00#0 : 1100 S=200
- 3) 11## : 1000 S=200
- 4) ##00 : 0001 S=200

^۱ Bucket Brigade: زنجیره ای از افراد که با دست به دست کردن سطل هایی از آب سعی می کنند آتش را خاموش نمایند (Babylon / Merriam – Webster Collegiate ® Dictionary).
^۲ auction

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

محیط $S=0$

در $t = 1$:

1. 01## : 0000 $S=180$ 0000
2. 00#0 : 1100 $S=200$ $B=20$
3. 11## : 1000 $S=200$
4. ##00 : 0001 $S=200$ $B=20$

محیط $S=20$

در $t = 2$:

1. 01## : 0000 $S=220$ 1100
2. 00#0 : 1100 $S=180$ 0001
3. 11## : 1000 $S=200$ $B=20$
4. ##00 : 0001 $S=180$ $B=18$

محیط $S=20$

در $t = 3$:

1. 01## : 0000 $S=220$ 1000
2. 00#0 : 1100 $S=218$ 0001
3. 11## : 1000 $S=180$
4. ##00 : 0001 $S=162$ $B=16$