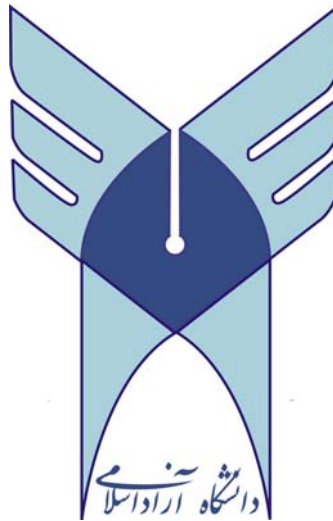


باسمه تعالی



درس : هوش مصنوعی

مقدمه ای بر شبکه های عصبی

با رویکرد شیوه های تشخیص و یادگیری و مقایسه آن با توانایی شبکه
های عصبی در انسان

مقدمه

این تحقیق با دو هدف اصلی زیر صورت گرفته است :

۱. درک اولیه ای از شبکه های عصبی

۲. شروع یک رویه تحقیقاتی بلند مدت روی یادگیری و یاد آوری در انسان

در این تحقیق از منابع بسیار متنوعی استفاده شده است و راهنمایی های استاد ارجمند جناب آقای مهندس جلیلوند نیز چراغ این راه بوده است.

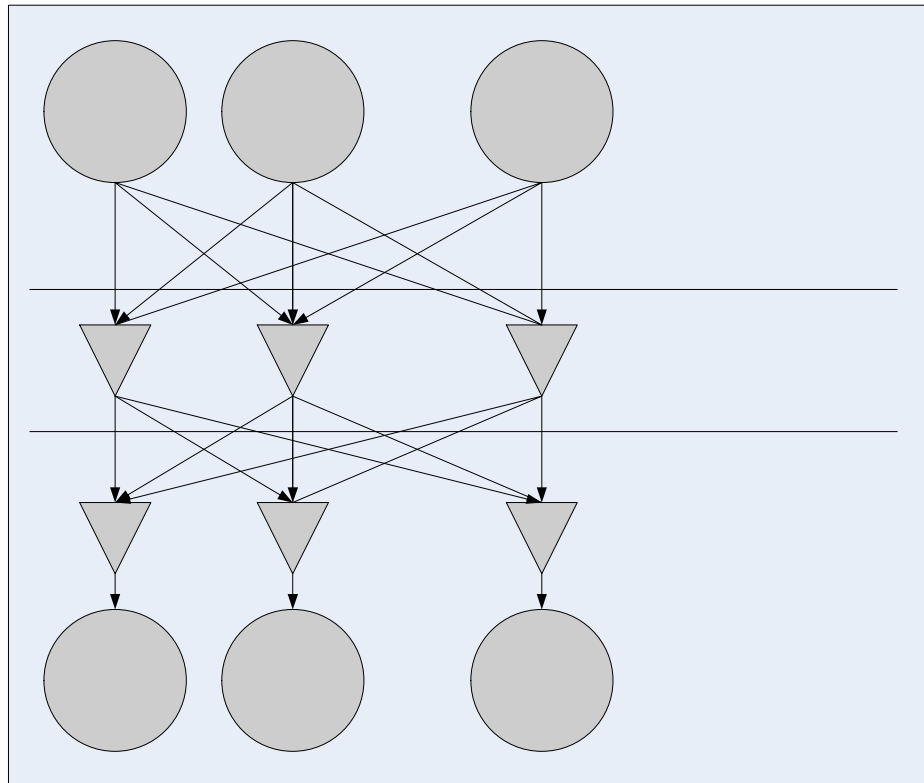
ابتدا یک بررسی اجمالی روی انواع شبکه های عصبی انجام شده است و نوع پرسپترون به دلیل کاربرد فراوان بیشتر شرح داده شده است. این تحقیق صرفاً گردآوری است تا پس از تکمیل تر شدن اطلاعات شاید افقی جدید حاصل شود.

سپس در باره یادگیری ماشین و نیز یادگیری انسان مطالبی مبسوط آورده شده است و در پایان با مقایسه یافته ها با برخی یافته های پزشکی چند قیاس انجام گردیده. در پایان خلاصه ای از مبحث پردازش تصویر که شبکه های عصبی در آن کاربرد ویژه ای دارند آمده است.

در پایان جا دارد از دوست خوبم آقای امیر بختیاری به خاطر راهنمایی هایشان در بخشهای مرتبط با زیست شناسی تشکر نمایم.

شبکه عصبی چیست ؟

- روشی برای محاسبه است که بر پایه اتصال به هم پیوسته چندین واحد پردازشی ساخته میشود.
- شبکه از تعداد دلخواهی سلول یا گره یا واحد یا نرون تشکیل میشود که مجموعه ورودی را به خروجی ربط میدهند
- شبکه عصبی مصنوعی روشی عملی برای یادگیری توابع گوناگون نظیر توابع با مقادیر حقیقی، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری میباشد.
- یادگیری شبکه عصبی در برابر خطاهای داده های آموزشی مصون بوده و اینگونه شبکه ها با موفقیت به مسائلی نظیر شناسائی گفتار، شناسائی و تعبیر تصاویر، و یادگیری روبات اعمال شده است.

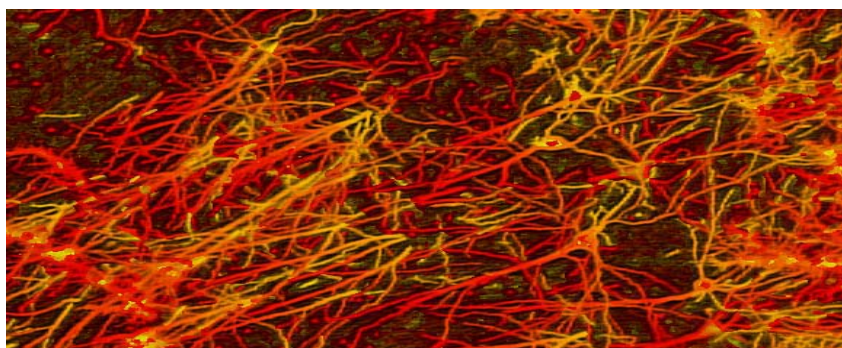


شبکه عصبی چه قابلیت‌هایی دارد؟

- محاسبه یک تابع معلوم
- تقریب یک تابع ناشناخته
- شناسائی الگو
- پردازش سیگنال
- یادگیری انجام موارد فوق

از موارد کاربرد روزمره شبکه های عصبی می توان به شبکه های آدالین اشاره نمود که در خطوط مخابراتی جهت کاهش نویز به کار می رود و نیز در سیستم های تشخیص متن و صدا و ... نیز کاربرد فراوان دارد.

آنچه که در این تحقیق برای ما اهمیت دارد توانایی آن در بکار گرفته شدن در سیستمهای تشخیص صدا و تصویر و نیز گفتار می باشد.



- مطالعه شبکه های عصبی مصنوعی تا حد زیادی ملهم از سیستم های یادگیر طبیعی است که در آنها یک مجموعه پیچیده از نرونها به هم متصل در کار یادگیری دخیل هستند.
- گمان می‌رود که مغز انسان از تعداد 10^{11} نرون تشکیل شده باشد که هر نرون با تقریباً 10^4 نرون دیگر در ارتباط است.

- سرعت سوئیچنگ نرونها در حدود 10^{-3} ثانیه است که در مقایسه با کامپیوترها (10^{-10} ثانیه) بسیار ناچیز مینماید. با این وجود آدمی قادر است در ۱،۰ ثانیه تصویر یک انسان را بازشناسائی نماید. این قدرت فوق العاده باید از پردازش موازی توزیع شده در تعدادی زیادی از نرونها حاصل شده باشد.

مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی

- خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد. مثل مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از دادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن ها هستند.
- مواردی که نمونه ها توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی-مقدار نشان داده شده باشند. نظیر داده های حاصل از یک دوربین ویدئویی.
- تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.
- زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.
- نیازی به تعبیر تابع هدف نباشد. زیرا به سختی میتوان اوزان یادگرفته شده توسط شبکه را تعبیر نمود.

در این قسمت به مقایسه انواع شبکه های عصبی و مقایسه آنها می پردازیم (اهم آنها) :

۱. پرسپترون

۲. هاپفیلد

۳. همینگ

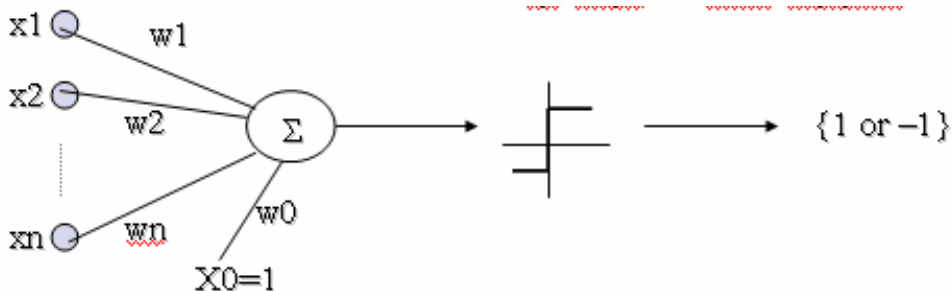
مقایسه ای کلی مابین آنها :

۱. شبکه پرسپترون جوابها را کد می کند و خروجی از ورودی بدون هیچگونه فیدبکی محاسبه می گردد.

۲. شبکه همینگ به پاسخ مناسب منتهی شده و همواره به یکی از الگوهای مرجع همگرا می شود، و الگویی را که بیشترین تشابه را با ورودی مرجع دارد انتخاب می کند(به نوعی بهترین جواب ممکن را می دهد). این شبکه اساسا برای الگوهای باینری می باشد.

۳. شبکه هاپفیلد به الگویی همگرا می شود که ممکن است جزو الگوهای ذخیره شده نباشد.

- نوعی از شبکه عصبی بر مبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون ساخته میشود. یک پرسپترون برداری از ورودیهای با مقادیر حقیقی را گرفته و یک ترکیب خطی از این ورودیها را محاسبه میکند. اگر حاصل از یک مقدار آستانه بیشتر بود خروجی پرسپترون برابر با ۱ و در غیر اینصورت معادل ۰ خواهد بود.



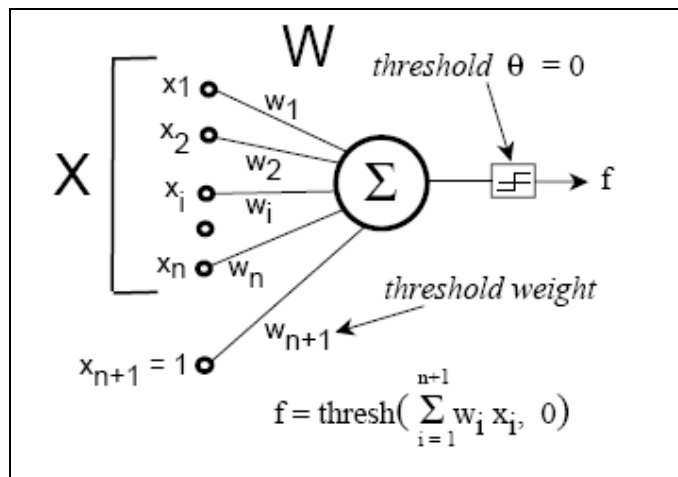
- یادگیری توسط شبکه های عصبی مصنوعی :

- ایده اصلی آن در ۱۹۴۰ توسط Warren Mc Culloch و Walter Pitts با الگو گرفتن از عملکرد مدل نرون^۱ های عصبی مغز انسان مطرح شد. فرضیات مهم در شبکه های عصبی مصنوعی از این قرار است:
- (۱) داده پردازی اطلاعات در اجزای ساده به نام نرون صورت می گیرد.
 - (۲) اطلاعات بین نرون ها از طریق ارتباطات آنها ردوبدل می شود.
 - (۳) هر یک از این رابطه ها دارای وزن W مختص خود هستند که در مقدار اطلاعات ردوبدل شده با سایر نرون ها ضرب می شوند و به مرور زمان این وزن ها تنظیم می گردند. در واقع از این منظر است که شبکه از محیط تاثیر پذیرفته و آموزش می بیند.
 - (۴) هر یک از نرون ها برای محاسبه خروجی خود، دارای یک تابع عملیاتی^۲ است که معمولاً تابعی غیر خطی است و روی ورودی ها اعمال می شود.
 - (۵) هر نرون در صورتی خروجی خواهد داشت که حاصل تابع عملیاتی آن از یک آستانه آتشی^۳ بیشتر شود. شکل یک نرون به همراه پارامترهای مذکور را در شکل ۱ مشاهده می کنیم.

^۱ Neuron

^۲ Activation Function

^۳ Threshold



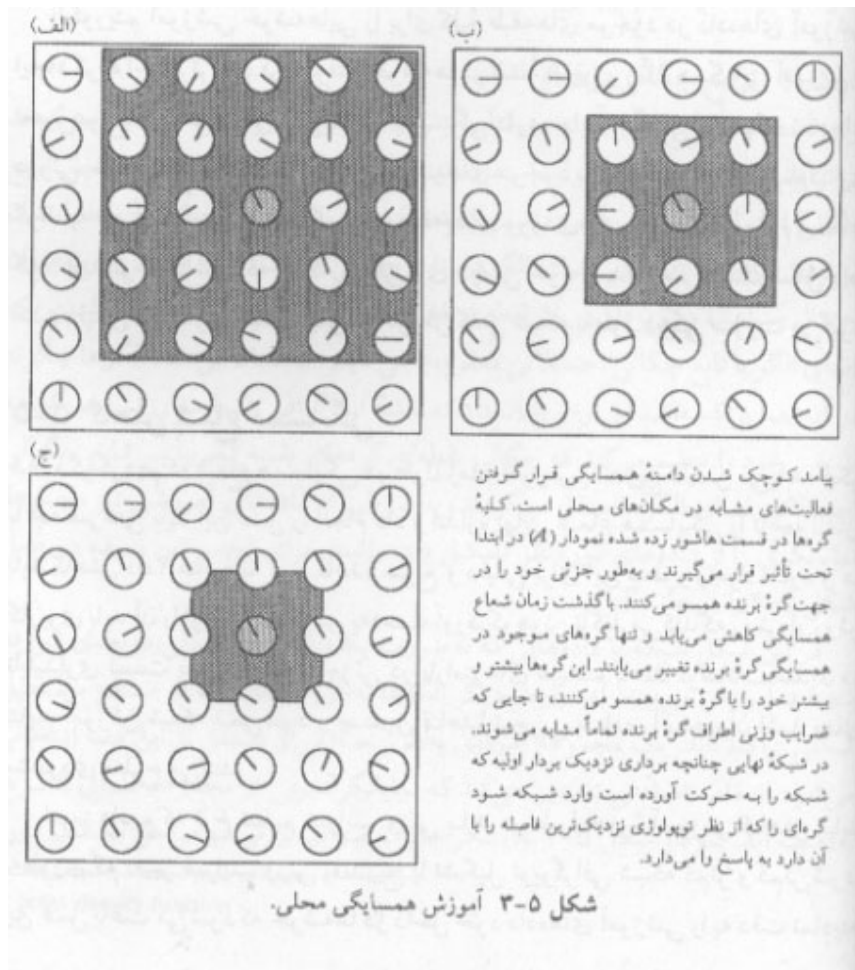
شکل ۱۰ _ مدل یک نرون عصبی

شبکه‌های عصبی یاد می‌گیرند که مسأله‌ای را حل کنند و در واقع برنامه ریزی قبلی نمی‌شوند. در واقع تنظیم وزن‌های ورودی هر نرون عصبی باعث یادگیری کل شبکه می‌شود که این تنظیم بر اساس مدل پیاده سازی شده می‌تواند باناظر یا بدون ناظر صورت پذیرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند دارای لایه‌های متعددی باشند و یا یک لایه باشند.

مدل سازی با سیستم‌های غیر خطی، مقاوم بودن و تحمل آسیب‌ها، قابل یادگیر بودن (یعنی توانایی تنظیم وزنهای شبکه)، قابلیت تعمیم، سرعت بالا به دلیل پردازشهای موازی، قابلیت سازگاری با تغییرات سیستم و... از ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند.

از کاربردهای شبکه‌های عصبی می‌توان به ذخیره و بازیابی داده‌ها، دسته بندی^۴ اشکالی که مشابه هم هستند و بهینه سازی تعیین جواب با وجود قیود مختلف، تقریب توابع، تعقیب مسیر^۵، تفکیک و تمییز بافت (بافت پارچه، زمین کشاورزی، منطقه نظامی و...) و موارد متعدد دیگر اشاره کرد.

^۴ Classification
^۵ Road Following



یادگیری یک پرسپترون

- خروجی پرسپترون توسط رابطه زیر مشخص میشود:

$$O(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 1 & \text{if } w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n \geq \theta \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- که برای سادگی آنرا میتوان بصورت زیر نشان داد:

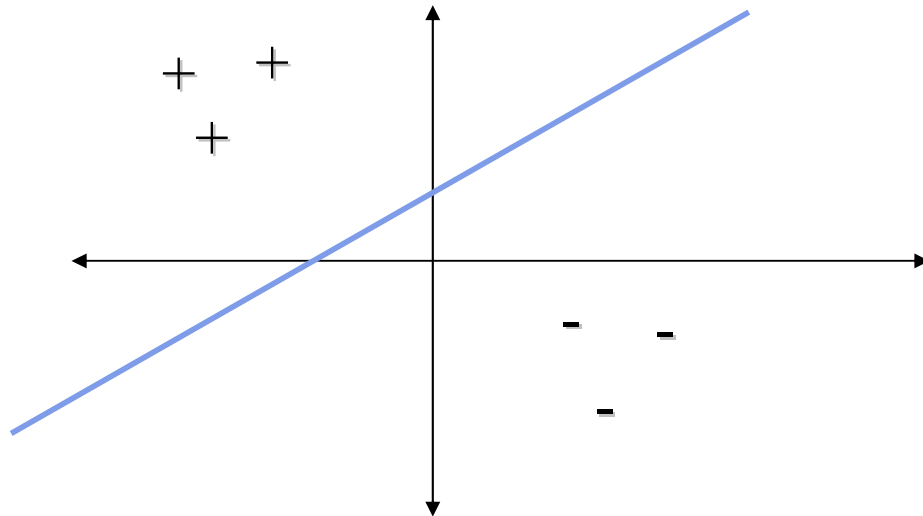
$$\begin{cases} 1 & \text{if } w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n > 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

یادگیری پرسپترون عبارت است از:

پیدا کردن مقادیر درستی برای W

بنابراین فضای فرضیه H در یادگیری پرسپترون عبارت است از مجموعه تمام مقادیر حقیقی ممکن برای بردارهای وزن.

- پرسپترون را میتوان بصورت یک سطح تصمیم hyperplane در فضای n بعدی نمونه ها در نظر گرفت. پرسپترون برای نمونه های یک طرف صفحه مقدار 1 و برای مقادیر طرف دیگر مقدار -1 بوجود میآورد.

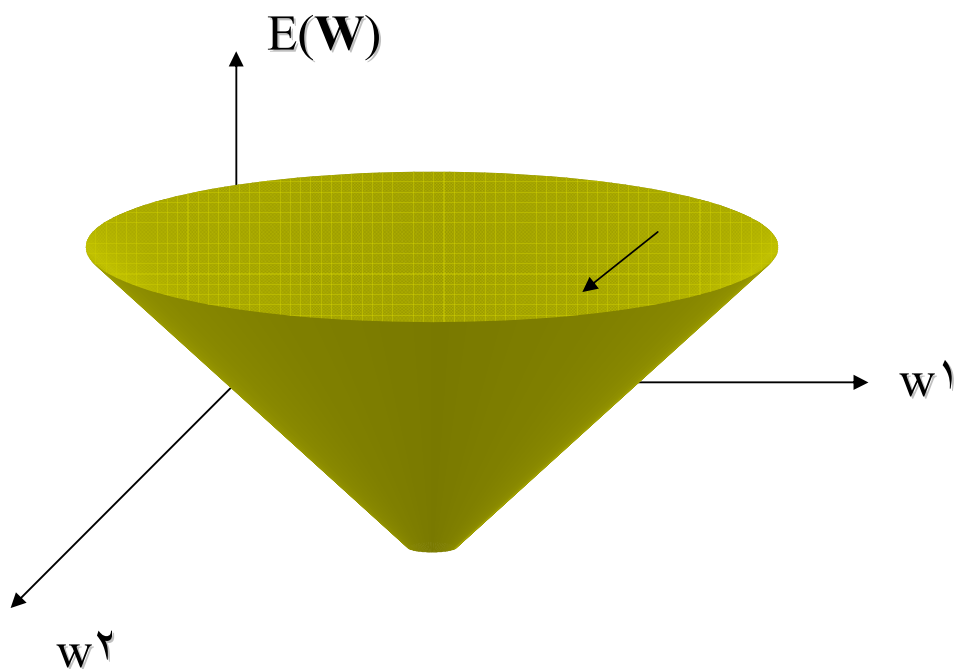


توابعی که پرسپترون قادر به یادگیری آنها میباشد

- یک پرسپترون فقط قادر است مثالهایی را یاد بگیرد که بصورت خطی جداپذیر باشند. اینگونه مثالها مواردی هستند که بطور کامل توسط یک hyperplane قابل جدا سازی میباشد.
- یک پرسپترون میتواند بسیاری از توابع بولی را نمایش دهد نظیر AND, OR, NAND, NOR اما نمیتواند XOR را نمایش دهد. در واقع هر تابع بولی را میتوان با شبکه ای دوسطحی از پرسپترونها نشان داد.

الگوریتم های یادگیری پرسپترون

۱. مقادیری تصادفی به وزنها نسبت میدهیم
 ۲. پرسپترون را به تک تک مثالهای آموزشی اعمال میکنیم. اگر مثال غلط ارزیابی شود مقادیر وزنها پرسپترون را تصحیح میکنیم.
 ۳. آیا تمامی مثالهای آموزشی درست ارزیابی میشوند:
 - بله \Downarrow پایان الگوریتم
 - خیر \Downarrow به مرحله ۲ برمیگردیم
 ۴. وقتی که مثالها بصورت خطی جداپذیر نباشند قانون پرسپترون همگرا نخواهد شد. برای غلبه بر این مشکل از قانون دلتا استفاده میشود.
 ۵. ایده اصلی این قانون استفاده از gradient descent برای جستجو در فضای فرضیه وزنها ممکن میباشد. این قانون پایه روش Backpropagation است که برای آموزش شبکه با چندین نرون به هم متصل بکار میرود.
 ۶. همچنین این روش پایه ای برای انواع الگوریتمهای یادگیری است که باید فضای فرضیه ای شامل فرضیه های مختلف پیوسته را جستجو کنند.
- با توجه به نحوه تعریف E سطح خطا بصورت یک سهمی خواهد بود. ما بدنبال وزنهائی هستیم که حداقل خطا را داشته باشند. الگوریتم gradient descent در فضای وزنها بدنبال برداری میگردد که خطا را حداقل کند. این الگوریتم از یک مقدار دلخواه برای بردار وزن شروع کرده و در هر مرحله وزنها را طوری تغییر میدهد که در جهت شیب کاهشی منحنی فوق خطا کاهش داده شود.



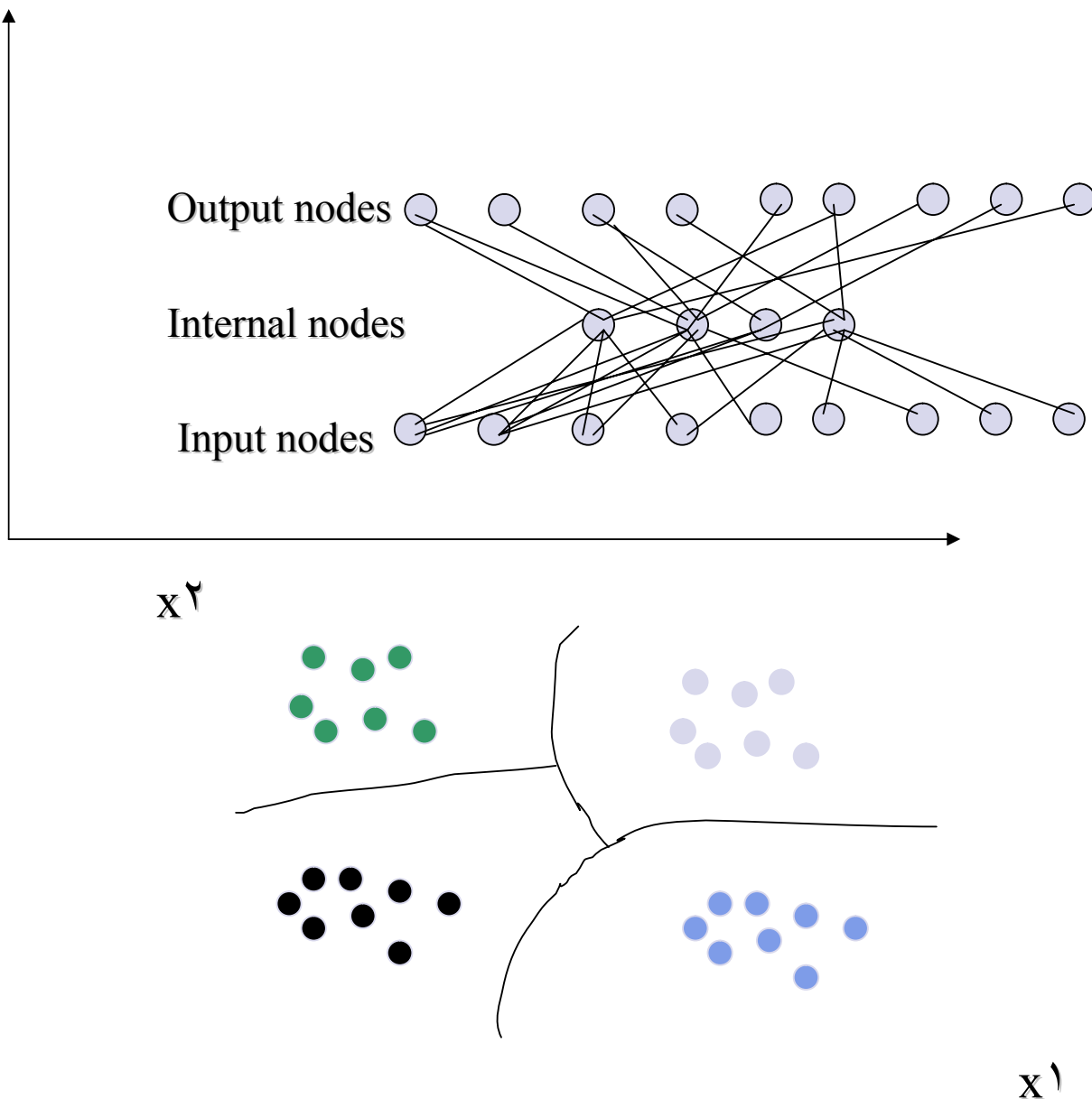
مشکلات روش gradient descent

۱. ممکن است همگرا شدن به یک مقدار مینیمم زمان زیادی لازم داشته باشد.
۲. اگر در سطح خطا چندین مینیمم محلی وجود داشته باشد تضمینی وجود ندارد که الگوریتم مینیمم مطلق را پیدا بکند.

در ضمن این روش وقتی قابل استفاده است که:

- فضای فرضیه دارای فرضیه های پارامتریک پیوسته باشد.
- رابطه خطا قابل مشتق گیری باشد

بر خلاف پرسپترونها شبکه های چند لایه میتوانند برای یادگیری مسائل غیر خطی و همچنین مسائلی با تصمیم گیری های متعدد بکار روند.



برای اینکه بتوانیم فضای تصمیم گیری را بصورت غیر خطی از هم جدا بکنیم، لازم است تا هر سلول واحد را بصورت یک تابع غیر خطی تعریف نمائیم. مثالی از چنین سلولی میتواند یک واحد سیگموئید باشد:

الگوریتم Back propagation

۱. شبکه ای با n_{in} گره ورودی، n_{hidden} گره مخفی، و n_{out} گره خروجی ایجاد کنید .

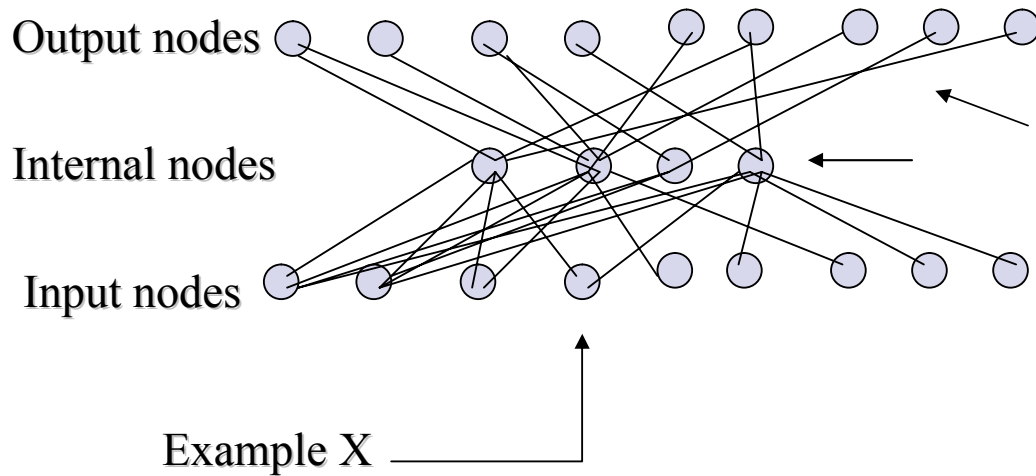
۲. همه وزن ها را با یک مقدار تصادفی کوچک عدد دهی کنید.

۳. تا رسیدن به شرط پایانی (کوچک شدن خطا) مراحل زیر را انجام دهید:

برای هر x متعلق به مثالهای آموزشی:

مثال X را به سمت جلو در شبکه انتشار دهید

خطای E را به سمت عقب در شبکه انتشار دهید.



۱. برای هر واحد خروجی جمله خطا را بصورت زیر محاسبه کنید:

$$\delta_k = O_k (1 - O_k)(t_k - O_k)$$
۲. برای هر واحد مخفی جمله خطا را بصورت زیر محاسبه کنید:

$$\delta_h = O_h (1 - O_h) \sum_k W_{kh} \delta_k$$
۳. مقدار هر وزن را بصورت زیر تغییر دهید:

$$W_{ji} = W_{ji} + \Delta W_{ji}$$

که در آن:

$$\Delta W_{ji} = \eta \delta_j X_{ji}$$

معمولا الگوریتم BP پیش از خاتمه هزاران بار با استفاده همان داده های آموزشی تکرار میگردد شروط مختلفی را میتوان برای خاتمه الگوریتم بکار برد:

- توقف بعد از تکرار به دفعات معین
- توقف وقتی که خطا از یک مقدار تعیین شده کمتر شود.
- توقف وقتی که خطا در مثالهای مجموعه تائید از قاعده خاصی پیروی نماید.

اگر دفعات تکرار کم باشد خطا خواهیم داشت و اگر زیاد باشد مسئله Overfitting رخ خواهد داد.

چند نکته مهم درباره BP :

- این الگوریتم یک جستجوی gradient descent در فضای وزنها انجام میدهد.
- ممکن است در یک مینیمم محلی گیر بیافتد

- در عمل بسیار موثر بوده است

برای پرهیز از مینیمم محلی روشهای مختلفی وجود دارد:

- افزودن ممنت
- استفاده از stochastic gradient descent
- استفاده از شبکه های مختلف با مقادیر متفاوتی برای وزنهای اولیه

افزودن ممنت

- میتوان قانون تغییر وزن را طوری در نظر گرفت که تغییر وزن در تکرار n تا حدی به اندازه تغییر وزن در تکرار قبلی بستگی داشته باشد.

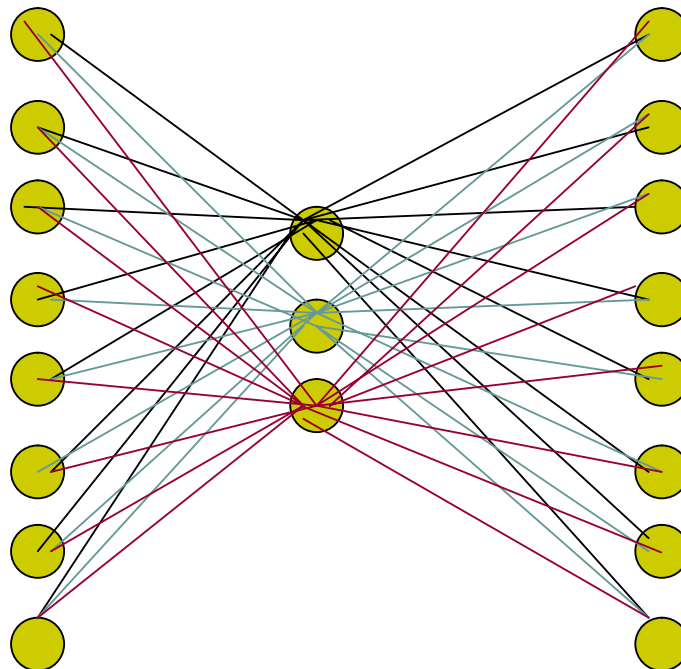
$$\Delta W_{ji}(n) = \eta \delta_j X_{ji} + \alpha \Delta W_{ji}(n-1)$$

که در آن مقدار ممنت α بصورت $0 \leq \alpha \leq 1$ میباشد.

افزودن ممنت باعث میشود تا با حرکت در مسیر قبلی در سطح خطا:

- از گیر افتادن در مینیمم محلی پرهیز شود
- از قرار گرفتن در سطوح صاف پرهیز شود
- با افزایش تدریجی مقدار پله تغییرات، سرعت جستجو افزایش یابد.

قدرت نمایش توابع



- گرچه قدرت نمایش توابع به توسط یک شبکه feedforward بسته به عمق و گستردگی شبکه دارد، با این وجود موارد زیر را میتوان به صورت قوانین کلی بیان نمود:
- توابع بولی: هر تابع بولی را میتوان توسط یک شبکه دو لایه پیاده سازی نمود.
- توابع پیوسته: هر تابع پیوسته محدود را میتوان توسط یک شبکه دو لایه تقریب زد.
- تئوری مربوطه در مورد شبکه هائی که از تابع سیگموئید در لایه پنهان و لایه خطی در شبکه خروجی استفاده میکنند صادق است.
- توابع دلخواه: هر تابع دلخواه را میتوان با یک شبکه سه لایه تا حد قابل قبولی تقریب زد.

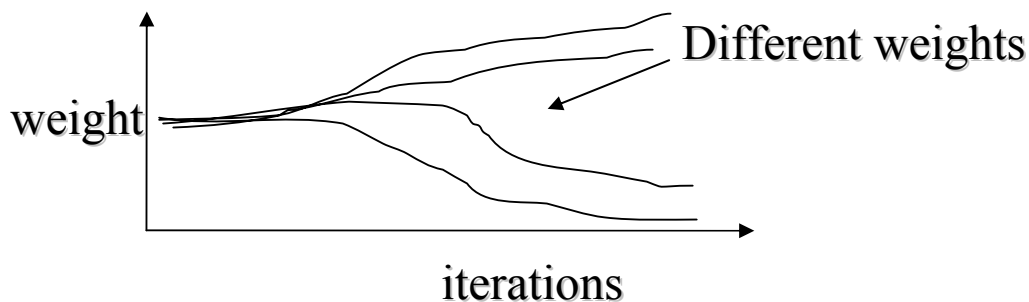
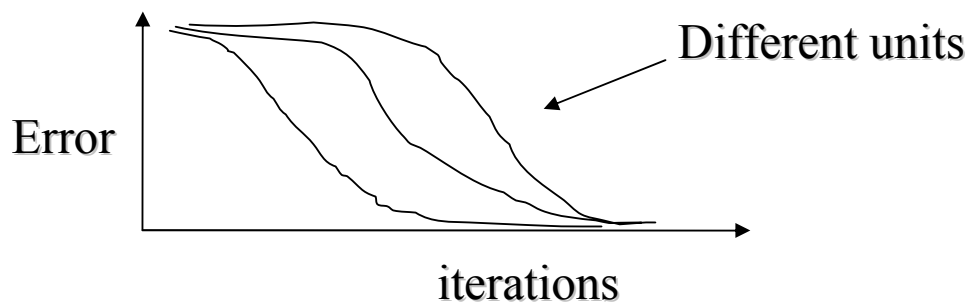
با این وجود باید در نظر داشت که فضای فرضیه جستجو شده توسط روش gradient descent ممکن است در برگیرنده تمام مقادیر ممکن وزنها نباشد.

فضای فرضیه و بایاس استقرا

- فضای فرضیه مورد جستجو را میتوان بصورت یک فضای فرضیه اقلیدسی n بعدی از وزنهاى شبکه در نظر گرفت (که n تعداد وزنهاست)
- این فضای فرضیه بر خلاف فضای فرضیه درخت تصمیم یک فضای پیوسته است.
- بایاس استقرا این روش را میتوان بصورت زیر بیان کرد:
 “smooth interpolation between data points”
 به این معنا که الگوریتم BP سعی میکند تا نقاطی را که به هم نزدیکتر هستند در یک دسته بندی قرار دهد.

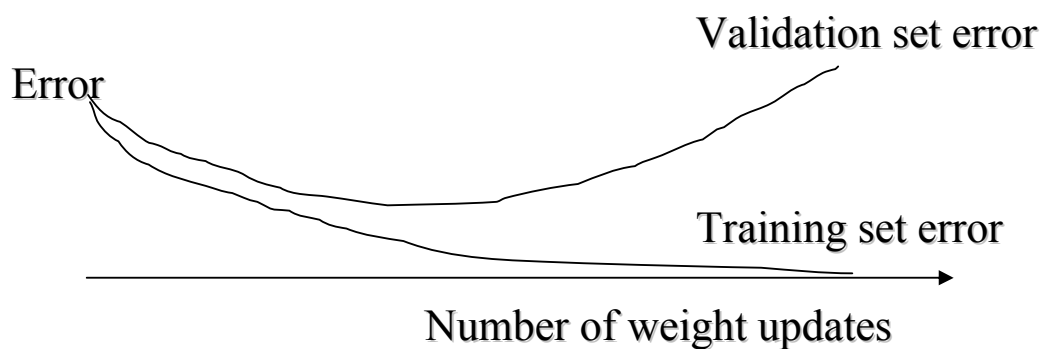
قدرت نمایش لایه پنهان

- یکی از خواص BP این است که میتواند در لایه های پنهان شبکه ویژگیهای نا آشکاری از داده ورودی نشان دهد.



قدرت تعمیم و overfitting

- شرط پایان الگوریتم BP چیست؟
- یک انتخاب این است که الگوریتم را آنقدر ادامه دهیم تا خطا از مقدار معینی کمتر شود. این امر میتواند منجر به overfitting شود.



overfitting ناشی از تنظیم وزنها برای در نظر گرفتن مثالهای نادری است که ممکن است با توزیع کلی داده ها مطابقت نداشته باشند. تعداد زیاد وزنها یک شبکه عصبی باعث میشود تا شبکه درجه آزادی زیادی برای انطباق با این مثالها داشته باشد.

با افزایش تعداد تکرار، پیچیدگی فضای فرضیه یادگرفته شده توسط الگوریتم بیشتر و بیشتر میشود تا شبکه بتواند نویز و مثالهای نادر موجود در مجموعه آموزش را بدرستی ارزیابی نماید.

راه حل :

- استفاده از یک مجموعه تائید Vallidation و توقف یادگیری هنگامی که خطا در این مجموعه به اندازه کافی کوچک میشود.
- بایاس کردن شبکه برای فضاهای فرضیه ساده تر : یک راه میتواند استفاده از weight decay باشد که در آن مقدار وزنها در هر بار تکرار باندازه خیلی کمی کاهش داده میشود.
- k-fold cross validation وقتی که تعداد مثالهای آموزشی کم باشد میتوان m داده آموزشی را به K دسته تقسیم بندی نموده و آزمایش را به تعداد k دفعه تکرار نمود. در هر دفعه یکی از دسته ها بعنوان مجموعه تست و بقیه بعنوان مجموعه آموزشی استفاده خواهند شد. تصمیم گیری بر اساس میانگین نتایج انجام میشود

راه های بسیار متنوعی برای ایجاد شبکه های جدید وجود دارد از جمله:
● استفاده از تعاریف دیگری برای تابع خطا
● استفاده از روشهای دیگری برای کاهش خطا در حین یادگیری
● Hybrid Global Learning
● Simulated Annealing
● Genetic Algorithms
● استفاده از توابع دیگری در واحدها
● Radial Basis Functions
● استفاده از ساختار های دیگری برای شبکه
● Recurrent Network

نگاهی به نظریه های یادگیری از دیدگاه روانشناسی :

- نظریه های یادگیری در روان شناسی :

یکی از مهمترین زمینه ها در روان شناسی امروز و در عین حال یکی از مشکل ترین مفاهیم برای تعریف کردن، یادگیری است. کیمبل با دیدی وام گرفته از رویکرد رفتارگرایی، یادگیری را به صورت تغییر نسبتاً پایدار در رفتار بالقوه (توان رفتاری) که در نتیجه تمرین تقویت شده رخ می دهد تعریف کرده است. هرچند این تعریف مورد پذیرش همه روانشناسان قرار نگرفته است، اما برای شروع بحث، تعریف مناسبی است. بنا به تعریف کیمبل، یادگیری از تمرین یا کوشش تقویت شده به دست می آید. به عبارتی تنها رفتار تقویت شده آموخته می شود و همین مساله باعث اختلاف میان نظریه پردازان یادگیری است (هرگنهان والسن، ۱۳۷۹) به طور کلی دو دیدگاه عمده در روانشناسی وجود دارند که عبارتند از: رفتارگرایی و شناخت گرایی. همانند سایر حوزه های روانشناسی در بررسی یادگیری نیز هر دو دیدگاه یاد شده مطرح هستند.

بخش عمده بررسی های آغازین در مبحث یادگیری به ویژه در زمینه شرطی سازی بر دیدگاه رفتارگرایی استوار بود. پژوهشگران بررسی می کردند که چگونه جانداران غیر انسانی پیوند بین محرک ها یا بین محرک و پاسخ را یاد می گیرند. اما در پرتو بررسی های بعدی ناگزیر تغییراتی در مفروضه های رفتارگرایان ضرورت یافت. فهم و درک شرطی سازی مستلزم این است که ببینیم جاندار درباره پیوند بین محرک و پاسخ چه می داند. علاوه بر این در یادگیری پیچیده، علاوه بر پیوندها باید راهبردها، قاعده ها و امثال آن ها نیز در نظر گرفته شود (اتیکنسون، ۱۳۷۹).

بروز نارضایتی از کم توانی نظریه های رفتارگرایان در پاسخگویی به مسایل پیچیده ذهنی چون حل مساله موجب توجه روانشناسان به اهمیت نظریه های شناختی در تدریس و یادگیری شد. توجه روانشناسان به نظریه های شناختی و تحول دیدگاه های دو دهه اخیر به قدری زیاد بوده است که آن را انقلاب شناختی^۶ نام نهاده اند (سالاری فر، ۱۳۸۰).

۳_۱) شناخت و یادگیری شناختی :

شناخت اصطلاح وسیعی است که عمدتاً در ارجاع به فعالیت های ذهنی همچون تفکر، ادراک و استدلال مورد استفاده قرار می گیرد (کله وچان، ۱۳۷۲). شناخت دامنه گسترده ای از مفاهیم را تشکیل می دهد. عام ترین معنای شناخت دانستن است. گلاور شناخت را مشتمل بر تفکر، یادگیری، نحوه سازماندهی و ذخیره سازی می داند و فرایندهای شناختی را حافظه، درک مطلب، نوشتن، حل مساله و خلاقیت تعریف می کند (صمدی ودعایی، ۱۳۸۰).

به عبارتی واژه شناخت برای توصیف روش هایی به کار می رود که طی آن ها اطلاعات پردازش می شوند یعنی به اطلاعات توجه شده و اطلاعات بازنشاسی و رمزگردانی می گردند و برای مدتهای متفاوت در حافظه ذخیره می شوند تا برای یک یا چند هدف معین مورد استفاده قرار گیرند (سالاری فر، ۱۳۸۰). روانشناسی شناختی به مطالعه نحوه پردازش داده ها در ذهن می پردازد.

^۶ Cognitive Revolution

بنابر این دو عنصر بازنمایی داده ها و پردازش، مبنای اصلی این علم هستند. (محمّدی و بی جن خان، ۱۳۸۰). نظریه های شناختی به آنچه در مغز می گذرد توجه دارند و به یادگیری به مثابه تغییری در کنش های شناختی یادگیرنده می نگرند (کله و چان، ۱۳۷۲).

اصولاً نظریه های شناختی با این تفکر که آنچه در تغییر رفتار اتفاق می افتد صرفاً مبتنی بر روابط بین محرک و پاسخ است به مخالفت برخاستند و با تاکید بر پردازش اطلاعات در بین محرک و پاسخ توسط مغز درک ما را از فرآیند آموزش و یادگیری دچار دگرگونی نمودند (خداپناهی و حیدری).

با توجه به مطالب ذکر شده مشخص می شود که یادگیری شناختی بیشتر با فرآیندها و جریان های ذهنی سروکار دارد و کمتر به رفتارهای آشکار فرد می پردازد. در ادامه ۴ نظریه مهم یادگیری شناختی به اختصار معرفی خواهند شد:

۳_۱_۱) نظریه یادگیری گشتالت:

روانشناسان پیشاهنگ نظریه گشتالت، چهار دانشمند آلمانی با نام های ماکس ورتایمر، ولفگنگ کهلر، کورت کافکا و کورت لوین بوده اند. نظریه گشتالت را می توان سردسته نظریه های شناختی یادگیری به حساب آورد. به اعتقاد روانشناسان گشتالت اندیشه های انسان از ادراکات کلی معنی دار تشکیل می یابند نه از مجموعه هایی از تصاویر ذهنی جزئی که از راه تداعی به یکدیگر مرتبط می شوند. لذا از آنجا که پدیده های ادراکی جنبه کلی دارند، یادگیری را باید با توجه به این کل نگری مورد مطالعه قرار داد. یادگیری در روانشناسی گشتالت عبارت است از بینش^۷ حاصل از درک موقعیت یادگیری به عنوان یک کل یکپارچه و آن هم از طریق کشف روابط میان اجزای تشکیل دهنده موقعیت یادگیری حاصل می شود. به عبارت ساده تر یادگیرنده وقتی در یادگیری موفق می شود که روابط میان اجزای موقعیت یادگیری را درک کند (سیف، ۱۳۷۹).

برای گشتالتی ها یادگیری یک پدیده ادراکی است. آن ها معتقدند ارگانیسم وقتی با مساله ای روبه رو می شود برای حل مساله به تعدادی راه حل بر می خورد، در مورد آنها فکر می کند تا به راه حل درست برسد و طبق آن رفتار کند. وقتی که راهبرد درست کشف شد، گفته می شود که بینش رخ داده است. گشتالتی ها معتقدند کشف راه حل مساله یعنی رسیدن به بینش به طور ناگهانی صورت می گیرد (هرگنهان والسن، ۱۳۷۹).

۳_۱_۲) نظریه یادگیری معنی دار:

دیوید آزوبل واضع یکی از نظریه های معروف شناختی است که نظریه یادگیری معنی دار نام دارد. در نظریه آزوبل معنی جای مهمی دارد. معنی به وجود نوعی قرینه یا معادل ذهنی در ساخت شناختی وابسته است. ساخت شناختی در این نظریه عبارت است از مجموعه ای از اطلاعات، مفاهیم، اصول و ... که فرد قبلاً در یکی از رشته های دانش آموخته است. ساخت شناختی هر فرد به صورت یک هرم فرضی درست شده است که در آن کلی ترین مسایل و مفاهیم در راس هرم قرار دارند و مفاهیم و مطالبی که از کلیت و جامعیت کمتری برخوردارند در میانه هرم و بیشترین مقدار اطلاعات جزئی و دانش در قاعده این هرم واقع اند. وقتی که مفهومی قابل ارتباط دادن با مفاهیمی باشد که از پیش در ساخت شناختی فرد وجود دارند، آن مفهوم معنی دار است. در نظریه آزوبل یادگیری معنی دار از راه ایجاد ارتباط بین مطالب تازه و مطالب قبلاً آموخته شده ایجاد می شود یعنی بین مطلب جدید یادگیری و ساخت شناختی فرد نوعی ارتباط برقرار گردد (سیف، ۱۳۷۹).

^۷ Insight

۳_۱_۳) نظریه یادگیری شناختی اجتماعی (نظریه یادگیری مشاهده ای):

واضع این نظریه آلبرت بندورا است. در این نظریه گفته شده است که یادگیرنده از طریق مشاهده رفتار دیگران به یادگیری می پردازد. وقتی که یادگیرنده رفتار شخص دیگری را مشاهده می کند که آن شخص برای انجام آن رفتار پاداش یا تقویت دریافت می نماید، آن رفتار توسط فرد مشاهده کننده آموخته می شود. بندورا یادگیری از راه مشاهده را در چهار مرحله مطرح می کند:

۱. مرحله توجه

۲. مرحله به یادسپاری

۳. مرحله بازآفرینی

۴. مرحله انگیزشی یا تقویتی (سیف، ۱۳۷۹)

پیش از این که چیزی از یک الگو یا سرمشق آموخته شود، آن الگو یا سرمشق باید مورد توجه قرار بگیرد. توجه فرد تحت تاثیر عوامل مختلفی نظیر تقویت های پیشین، ویژگی های مختلف الگو و ... قرار می گیرد. برای این که اطلاعات به دست آمده از راه مشاهده مفید واقع شوند باید حفظ شوند. به اعتقاد بندورا فرآیندهای یادداری یا به یاد سپاری وجود دارند که در آن ها اطلاعات به طور نمادی و به دو صورت تجسمی و کلامی ذخیره می شوند. در سومین مرحله از یادگیری مشاهده ای رمزهای کلامی یا تجسمی ذخیره شده در حافظه به صورت اعمال آشکار در می آیند و در نهایت رفتار یاد گرفته شده از راه مشاهده در صورتی به عملکرد تبدیل می شود که با تقویت همراه باشد (هرکنهان والسن، ۱۳۷۹).

۳_۱_۴) نظریه خبرپردازی (پردازش اطلاعات):

در نظریه خبرپردازی فرآیندهای یادگیری، به یادسپاری و یادآوری در ارتباط با یکدیگر مورد مطالعه و بررسی قرار می گیرند. ابتدا محرک های محیطی (نور، صدا، حرارت، بو و غیره) به وسیله گیرنده های مختلف مثل چشم، گوش، پوست، بینی و غیره دریافت می شوند و برای مدتی کوتاه (حدود ۱ تا ۳ ثانیه) در حافظه حسی ذخیره می گردند. ما از طریق فرآیند توجه و ادراک از وجود این محرک ها آگاه می شویم و بخشی از این اطلاعات که بر اثر توجه به صورت الگوهای تصویر ذهنی، صداها یا معانی به صورت رمز در می آیند وارد حافظه کوتاه مدت می شوند. اطلاعات وارد شده به حافظه کوتاه مدت برای حدود ۱۵ تا ۳۰ ثانیه در این حافظه ذخیره می شوند. بخشی از این اطلاعات که با اطلاعات قبلی ارتباط برقرار می کنند به حافظه دراز مدت انتقال می یابند و بقیه با اطلاعات جدید جایگزین می شوند. اطلاعات موجود در حافظه دراز مدت در صورت لزوم به حافظه کوتاه مدت باز می گردند و شخص بر اساس آنها پاسخ می دهد (سیف، ۱۳۷۹).

همان گونه که قبلاً نیز ذکر شد، حافظه حسی^۸ نخستین مرحله خبرپردازی است. برخی از صاحب نظران عقیده دارند که برای هر یک از حواس، یک حافظه حسی جداگانه وجود دارد. البته حواس دیداری و شنیداری بیشترین مقدار اطلاعات محیطی را به انسان می رسانند (هرکنهان والسن، ۱۳۷۹).

وقتی تعدادی محرک در زمان بسیار کوتاهی به آزمودنی ارایه شود، وی پس از نیم تا یک ثانیه حدود ۸۰ درصد آن را بازگو می کند اما پس از چند ثانیه بازگویی به ۲۰ درصد کاهش می یابد و این امر بیان کننده

^۸ Sensory Memory

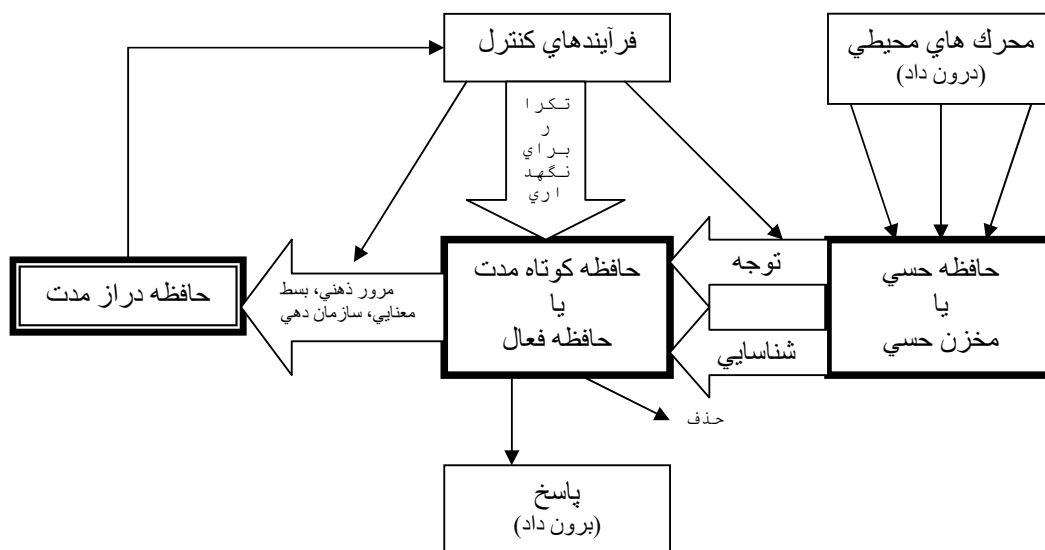
وجود یک ذخیره (حافظه) حسی با ظرفیت نسبتاً بالا در نظام حسی است که محرک های حسی را برای چند ثانیه ثابت نگاه می دارد و امکان رمزگردانی، استخراج و برانگیختگی نظام هوشیاری را فراهم می آورد (خداپناهی، ۱۳۸۰).

آن بخش از اطلاعات موجود در حافظه حسی که مورد توجه قرار می گیرند وارد حافظه کوتاه مدت می شوند ولی بقیه اطلاعات حذف یا فراموش می شوند. پس نخستین عامل مهم در یادگیری توجه یا دقت است یعنی تمرکز انتخابی بر روی بخشی از اطلاعات که به حافظه حسی وارد می شوند (سیف، ۱۳۷۹).

اطلاعات وارد شده به حافظه کوتاه مدت برای حداکثر ۳۰ ثانیه باقی می ماند و پس از آن فراموش می شوند اگر بخواهیم اطلاعات موجود در این حافظه را برای مدت زمان بیشتری نگه داریم باید از استراتژی تکرار یا مرور ذهنی^۹ کمک بگیریم. برای مطالبی که قصد یادگیری آن ها را داریم علاوه بر تکرار یا مرور ذهنی لازم است آن ها را با مطالبی که قبلاً آموخته و در حافظه دراز مدت ذخیره کرده ایم نیز تداعی کنیم.

معمولاً اطلاعات از دو حافظه حسی و دراز مدت وارد حافظه کوتاه مدت می شوند (هرگنسان والس، ۱۳۷۹). برای این که اطلاعات از حافظه کوتاه مدت یک مرحله فراتر رفته و به حافظه دراز مدت انتقال یابند باید رمزگردانی شوند. منظور از رمزگردانی تغییر شکل دادن اطلاعات یعنی بازنمایی آن ها به صورتی غیر از صورت اولیه است (سیف، ۱۳۷۹).

بنا به نظریه های وابسته به روانشناسی خبرپردازی، یادگیری زمانی صورت می پذیرد که اطلاعات دریافتی تمام مراحل حافظه را طی کند و وارد حافظه دراز مدت شود (هرگنهان والس، ۱۳۷۹). همچنین زمانی که فرد از راهبردهای مرور ذهنی، بسط دادن اطلاعات و سازمان دهی آن ها استفاده کند، یادگیری صورت می گیرد و یا اطلاعات به حافظه دراز مدت منتقل و در آنجا ذخیره می گردند (سالاری فر، ۱۳۸۰).



شکل ۱_ الگوی خبرپردازی یادگیری (بایلرواسنوم، ۱۹۹۳)

۴- مدل های یادگیری ماشین :

همانطور که گفتیم، [۱۱] برنامه های استاتیک به جهت توسعه سیستم های کامپیوتری و نیاز به هوشمندی در برنامه ها، جای خود را به برنامه های پویایی دادند که می توانستند با تجربه پذیری از محیط (یادگیری)، خود را با محیط اطراف تطبیق داده و حتی در صورت بروز خطا، سیستم خود را اصلاح نمایند. [۱۶][۱۵] بررسی الگوهای یادگیری در ماشین به جهت نوپایی این گرایش و عدم وجود یک ساختار استاندارد و معین و همچنین به جهت این که هر روزه مدل های متنوع و جدید و ترکیبی عنوان می شود، دارای دسته بندی مشخصی نیستند. آنها را می توانیم از جنبه های مختلفی دسته بندی نماییم. البته نوع جای گیری مدل ها در دسته های مختلف به منظر های مختلفی که به یادگیری می نگریم بستگی دارد.

از یک دیدگاه یادگیری را می توان به یادگیری عادی و آگاهانه تقسیم کرد. [۱۷] در یادگیری عادی سیستم شناختی از آنچه در حال یادگیری آن است ندارد و لذا فقط با تنظیم شدن وزن برخی از مؤلفه هایش و یک مقایسه ساده، تصمیم می گیرد که کدام عمل در شرایط جاری بهینه است. می توان گفت شبیه شرطی سازی حیوانات عمل می کند. اما در یادگیری آگاهانه قاعده یا دلیل به سیستم آموزش داده می شود و سپس سیستم بر اساس پایگاه دانشی که از قواعد می سازد، تلاش می کند محیط را توجیه نماید. به عنوان مثال به عامل آموزش داده می شود که چهار ضلعی یعنی شکلی که از چهار ضلع تشکیل شده باشد. آن گاه سیستم وقتی یک مثلث ببیند متوجه می شود که این شکل چهار ضلعی نیست و باید برای آن یک کلاس مجزا در نظر بگیرد. اما همین مثال با یادگیری عادی به این صورت است که عامل اشکال متعددی را عنوان می کند و ناظر یا معلم آن اظهارات را تشویق یا تنبیه می کند. مثلاً با دیدن مثلث می گوید: "این مربع است". سپس ناظر آن را تنبیه می کند. سپس می گوید: "این دوزنقه است." و ناظر دوباره تنبیه می نماید. تا اینکه می گوید: "این مثلث است." و پس از تشویق معلم متوجه می شود که باید با دیدن این شکل مثلث را عنوان نماید. البته با کمی ژرف اندیشی متوجه می شویم که در یادگیری عادی نیز نوعی استنباط ضمنی به وجود خواهد آمد که عامل بعد از مدتها تشویق و تنبیه به هر حال هر نوع مثلثی را بدون این که از انواع استدلال و یادگیری آگاهانه استفاده کرده باشد تشخیص می دهد؛ خصوصاً آن که بخواهیم در حوزه بحث های فلسفی عنوان کنیم که یادگیری آگاهانه به جهت عدم درک عامل از آنچه می آموزد وجود ندارد و همگی به نوعی عادی می باشند! یا لاقلاً باید عنوان آگاهانه به چیز دیگری تغییر یابد! اما به هر حال تفاوت یادگیری آگاهانه با عادی در این است که در یادگیری آگاهانه دلیل آموزش داده می شود و نه اجزای خرد. به عبارت دیگر یادگیری عادی از نوعی نگرش Bottem_Up سرچشمه گرفته و دیگری بیشتر مبتنی بر یک نگرش Top_Down می باشد.

از زاویه ای دیگر یادگیری به دو گروه با ناظر^{۱۰} و بدون ناظر^{۱۱} تقسیم می شود که در اولی یک مهندس دانش جهت آموزش دادن^{۱۲} سیستم، مدتی را صرف می کند و با ارسال پیام هایی به سیستم، آن را از انجام

^{۱۰} Supervised

^{۱۱} Unsupervised

^{۱۲} Training

صحیح یا غلط بودن و یا چگونگی انجام کار مطلع می سازد. در مدل دیگر، هرچند ممکن است معلم در کنار سیستم حاضر باشد اما ارتباط آنها محاوره ای^{۱۳} نبوده و سیستم بایستی خود الگوی مناسب را بیابد [۱۵]. البته در بررسی سیستم های مختلف بایستی توجه کرد که هرچه پویایی برنامه افزایش یابد، مدت زمانی که طول می کشد تا سیستم به مرز خبرگی برسد افزایش خواهد یافت. در نتیجه در سیستم های یادگیر (بسته به مدل پیاده شده و میزان مجرد بودن سیستم از محیط) مدت زمانی جهت آموزش دادن سیستم صرف می شود که در این بازه زمانی پاسخ ها از ریسک بالایی برخوردار هستند و قابل اطمینان نمی باشند که این مساله را می توان با عنوان ضعف یک سیستم یادگیر (و در مجموع یک سیستم هوشمند و خود اصلاح) در نظر گرفت. در [۱۱] مدل های یادگیری ماشین را در چهار دسته: یادگیری تقویتی^{۱۴}، یادگیری استدلالی^{۱۵}، یادگیری احساسی^{۱۶} و شبکه های عصبی مصنوعی خلاصه کردیم. در اینجا به جهت این که تصمیم داشته ایم مدل هایی را بررسی کنیم که با الگوهای یادگیری در روان شناسی در ارتباط باشند، شبکه های عصبی مصنوعی را مطرح نمی کنیم. در مورد مدل های باقی مانده نیز باید توجه شود که یادگیری تقویتی و احساسی را به نوعی می توانیم با مجموعه نظریات رفتارگرایانه راجع به یادگیری (در روان شناسی) ارتباط دهیم. لذا مدل اصلی که به عنوان مدل نگاشت شده با نظریه های یادگیری شناختی مطرح می شود، مجموعه مدل های یادگیری استدلالی و CBR^{۱۷} می باشد. در زیر به بررسی سه مدل یاد شده می پردازیم: [۱۱]

۴_۱) یادگیری تقویتی:

در این یادگیری، سیستم تلاش می کند پس از انجام عمل، پس خور محیط را مور ارزیابی قرار دهد و عمل انجام شده را بر اساس معیارهای از پیش تعیین شده (یا معیاری که ناظر وضع می کند) یا تشویق و تنبیه ناظر، مورد امتیاز دهی قرار دهد. به تعبیر دیگر می توانیم آن را یادگیری صحیح و خطا نیز بنامیم چرا که سیستم عملی را انجام می دهد و در صورتی که آن عمل درست باشد، آن را تکرار خواهد کرد و در غیر این صورت تلاش می کند تا عمل جدیدی بیابد. از معروف ترین مدل های یادگیری تقویتی، Q_Learning می باشد. توجه شود در این نوع یادگیری وجود یک ناظر (یا معلم) جهت تربیت سیستم ضروری می باشد زیرا بعد از انجام هر عمل، ناظر باید سیستم را مورد تشویق یا تنبیه قرار دهد تا سیستم متوجه شود که عمل درستی انجام داده است یا نه هر چند که تربیت کردن می تواند توسط الگو دهی یا توسط عامل هوشمند^{۱۸} دیگری نیز انجام پذیرد. نکته مهم در Q_Learning این است که عامل در این سیستم تقریباً به صورت کور عمل می کند. یعنی نمی داند که چه عملی باید انجام دهد. حتی نوع عمل را نیز نمی داند. بر اساس آنچه برایش ممکن است، صحیح و خطا انجام می دهد تا عمل مناسب را یافته و به سوی هدف حرکت نماید. لذا برای آن فقط یک سری معیار تعریف می شود که طبق آن معیار باید تلاش کند تا هدف را بیابد یا اینکه این معیار توسط تشویق و تنبیه ضمنی ناظر ایجاد می شود. همچنین سیستم شبیه آنچه در مدل های رفتارگرایی (در روان شناسی) مطرح می شد، به صورت شرطی عمل می نماید و استدلال و شناخت وجود ندارد.

^{۱۳} Interactive

^{۱۴} Reinforcement Learning

^{۱۵} Inductive Learning

^{۱۶} Emotional Learning

^{۱۷} Case Based Reasoning

^{۱۸} Intelligent Agent

مدل دیگری که با تشویق و تنبیه کار می کند، اتوماتای یادگیر^{۱۹} است. در این مدل، سیستم می داند که چه اعمالی را در هر حالت می تواند انجام دهد اما نمی داند که کدام عمل در کدام حالت مناسب است. همه اعمال در ابتدای کار دارای وزن یکسان می باشند (مجموع آنها برابر ۱) و پس از انجام یکی از آنها و پس خور محیط، وزن آن عمل طبق محاسبات و فرمولهایی دچار تغییر می شود (مجموع وزنها همواره برابر ۱ می باشد). مدل های یادگیری تقویتی را جزیی از یادگیری های با ناظر قلمداد می کنند.

۲-۴) یادگیری احساسی :

در این نوع یادگیری، برای سیستم چند پارامتر تعریف شده است که در اثر محرکهایی از جانب محیط (با استفاده از حسگرها)، یکی از عواطف (احساسات) شبیه سازی شده در عامل برانگیخته می شود و باعث بروز رفتار تعدیل کننده می گردد. [۱۸] در این نوع سیستم ها (که در مهندسی کنترل کاربرد فراوانی دارند)، ایده اصلی این است که همواره بایستی قوای احساسی عامل در حال پایداری باشند و در صورت تحریک یکی از قوا، عامل باید تلاش کند رفتاری بروز دهد که موجب تعادل احساسات شود. مثلاً اگر در سیستمی دو احساس اشتیاق و اضطراب تعریف کرده باشیم، در صورت بروز اشتیاق، عامل رفتاری از خود بروز می دهد که تعدیل کننده رفتارهایش باشد و باعث شود اشتیاق کم شده و اضطراب افزایش یابد تا این مقادیر در حد اعتدال قرار گیرند. توجه شود نسبت این احساسات به نوع طراحی بستگی دارد و در بعضی موارد (بسته به نیاز) ممکن است با اعمال یک ثابت، نسبت احساسات دستکاری شود و مرکز ثقل پایداری تغییر یابد. جنبه رفتارگرایی این سیستم ها بیش از یادگیر بودنشان بروز پیدا می کند و می توان این مدل را نیز با نظریه های رفتارگرایی در روان شناسی نگاشت کرد.

^{۱۹} Learning Automaton

۳_۴) یادگیری استدلالی و CBR :

این مدل را می توانیم با نظریات شناختی در روان شناسی پیرامون یادگیری متناسب بدانیم. چرا که در این مدل، تلاش شده است تا سیستم از آن چیزی که باید انجام دهد یک درک و شناخت پیدا کند. البته منظور شناخت و درک فلسفی نیست! در واقع منظور از درک در اینجا، حس^{۲۰} پردازش شده است که در نتیجه پردازش، دیتای^{۲۱} خام به اطلاع^{۲۲} تبدیل شده و با سایر اطلاعات موجود در پایگاه دانش^{۲۳} اتصال برقرار کرده است^{۲۴}. لذا می تواند بر اساس منطق و معیارهایی، استدلال نموده و تصمیم گیری منطقی نماید. در اینجا نیز جنبه استدلالی و تصمیم گیری بیش از جنبه یادگیری خودنمایی می کند چرا که اساس بحث روی انواع منطق به کار رفته در فرآیند تصمیم گیری و غیره است که البته در اینجا موضوع بحث ما نیست.

این مدل را دسته بندی های گوناگونی کرده اند. مثلاً به چهار گونه Inductive_Logical، Inductive_Statistical، Abductive و Analogical تقسیم کرده اند.[۲۰] اما ما در اینجا آنها را به طور کلی به دو دسته تقسیم می کنیم:

۱. مواردی که حالت های مختلف سیستم را در پایگاه دانش ذخیره می کنند و در بازایی فرآیند استنتاج انجام می شود. مانند: Case_base

۲. مواردی که حالت های مختلف سیستم پس از ارزیابی اولیه و در مقایسه با قواعد موجود در پایگاه دانش، موجب تولید و کشف قاعده جدید می شوند که قاعده جدید در پایگاه دانش ذخیره می شود. به طور کلی یادگیری های Rule_base مانند : Inductive Learning یا Decision Trees و ... [۲۱]

در مدل اول، سیستم بایستی حالت موجود محیط را با حالت های مختلف موجود در پایگاه دانش مقایسه کرده و حالت مناسب را برگزیند و سپس به استدلال پردازد که این مساله باعث می شود زمان زیادی هنگام بازایی و اعمال رفتار مناسب از جانب سیستم سپری شود. همچنین با هر بار فراگیری حالت جدید، سیستم مجبور به سازماندهی مجدد^{۲۵} پایگاه دانش می باشد که این مساله نیز زمان زیادی می گیرد. [۲۱]

در مدل دوم نیز به واسطه این که در پایگاه دانش قاعده صریح ذخیره شده است (و نه حالت)، یافتن قاعده یا قاعده های متناسب با حالت موجود محیط دشواری های خاصی دارد ضمن این که استخراج قاعده از حالت های مختلف رخ داده نیز خود نیاز به منطق استنتاجی قوی دارد که به نوبه خود تعریف آن دشوار است.

مشکل اساسی این نوع مدل ها این است که زمان زیادی صرف ذخیره و بازایی پایگاه دانش می شود و در واقع

سیستم های بلادرنگ^{۲۶} مناسب نیستند. در عوض جواب های نسبتاً مطمئنی ارائه می دهند و می توان با کمک آنها

سیستم های هوشمندی تولید کرد که استدلال کنند و منطق کشف نمایند. مشکل دیگر این که معمولاً پایگاه

^{۲۰} Sense

^{۲۱} Data

^{۲۲} Information

^{۲۳} Knowledge Base

^{۲۴} سخنرانی دکتر کارولوکس، دومین کنفرانس سراسری مهندسی کامپیوتر، مشهد، آذر ۱۳۸۲

^{۲۵} Reorganizing

^{۲۶} Real Time

دانش فضای زیادی اشغال می کند و در مواردی که محیط وسیع و پیوسته با حالت‌های متعدد و نامحدود داشته باشیم، با مشکل حافظه مواجه هستیم. به علاوه آن که هرچه سیستم به خبرگی نزدیکتر شود (پایگاه دانش بزرگتر شود)، زمان تصمیم گیری افزایش می یابد که البته این مساله در Rule_base ها بهتر از Case_base ها می باشد [۲۱] و [۲۲].

در CBR برای حالت‌های موجود عناصر پایه ای در نظر می گیرند که هر کدام وضعیت خود را دارد. سپس بسته به

وضعیت هایی که عناصر هر حالت داراست، یک مورد^{۲۷} تولید می شود که در واقع شامل دو بخش می باشد. یک بخش شامل مجموعه عناصری است که در واقع صفات خاصه مورد را می سازند و قسمت دوم به راه حل پیشنهادی آن مورد پرداخته است. مجموعه ای از مورد ها در پایگاه دانش ذخیره می شود. هنگامی که عامل با محیط مواجه می شود، حالت موجود محیط را استخراج می کند و یک مورد طبق قالب مورد ها می سازد و وضعیت عناصر مورد را معین می سازد. سپس در پایگاه دانش به دنبال موردی می گردد که بیشترین شباهت را به مورد جاری داشته باشد. در صورتی که نتواند به طور دقیق موردی را مطابق مورد جاری بیابد، از استدلال و منطق بهره گرفته و یک مورد جدید تولید می کند و راه حلی پیشنهاد می دهد. بعد از انجام عمل مقتضی، از طریق پس خور محیطی، راه حل پیشنهادی خود را مورد ارزیابی قرار داده و پایگاه دانش را اصلاح می کند. به طور خلاصه CBR را می توان در چهار مرحله خلاصه کرد:

۱. بازیابی مورد مشابه از پایگاه دانش
۲. استفاده مجدد از راه حل مورد یافت شده
۳. پیشنهاد راه حل جدید در صورتی که مورد جدید تولید شده باشد
۴. ثبت راه حل جدید پیشنهاد شده پس از پس خور محیط و ارزیابی آن

در مثالی از نوع دوم مدل یادگیری مبتنی بر استدلال و منطق می توانیم به Inductive Learning اشاره کنیم که در آن نیز مورد ها مانند آنچه در CBR وجود داشت، وجود دارد اما در پایگاه دانش، مورد های خام ذخیره نمی گردند. نحوه کار به این صورت است که ابتدا تعدادی مورد در اختیار سیستم قرار داده می شود که دانش اولیه عامل را تشکیل می دهد. عامل با کمک منطقی که بر آن مبتنی است از میان مورد های خام قواعدی را استخراج کرده و آن قواعد را در پایگاه دانش ذخیره می نماید. هنگامی که حالت موجود سیستم را به دست آورد و وضعیت عناصر مورد جاری محیط را مشخص کرد، بر اساس قواعدی که در پایگاه دانش ذخیره کرده است برای آن یک راه حل پیشنهاد می دهد و در واقع بر اساس استدلال عملکرد بعدی عامل مشخص می گردد. این نوع آگاهی از جمله آگاهی های آگاهانه به شمار می آید.

انواع زیادی در حوزه یادگیری مبتنی بر استنباط مطرح هستند مانند Decision Trees که مبنای کاری همگی مبتنی بر منطق و آگاهی عامل می باشد و در اینجا به همین اندازه اکتفا می نمایم.

مدل های متعدد دیگری نیز وجود دارند که شاید با دسته بندی حاضر تطابق کامل نداشته باشند. خصوصاً در

مورد

یادگیری های دسته جمعی [۱۹] که در آنجا مدل های ترکیبی و جمعی مختلفی ارایه می شود. به طور کلی می

^{۲۷} Case

توانیم نظریه یادگیری مشاهده ای در روان شناسی شناختی را با برخی از مدل های یادگیری دسته جمعی نگاشت نماییم که با توجه به تازگی مبحث اخیر (زندگی مصنوعی^{۲۸}) نیاز به تحقیق و کار بیشتری دارد.

عامل های هوشمند بر دو نوع می باشند: عامل های شناختی و عامل های واکنشی. [۱۰] در واقع جهت انتخاب مدل یادگیر برای معماری یک عامل هوشمند بایستی به این نکته توجه کنیم که عامل های واکنشی توانایی شناخت محیط و ایجاد تصویر از محیط خارجی را ندارند لذا استدلال برای آنها میسر نمی باشد. لذا مدلهای یادگیری عاطفی برای آنها کاربرد پیدا می کند. هر چند که معمولاً عاملها به طور نسبی از این دو ویژگی برخوردار می باشند.

توجه شود که معمولاً در معماری یک عامل هوشمند از ترکیب چندین مدل یادگیری استفاده می شود و انتخاب مدل یا مدلهای مناسب بستگی به طراحی عامل و محیط مساله دارد. لذا نمی توان یک مدل از مدل های فوق را به عنوان مدل بهینه معرفی کرد چرا که هر کدام کاربرد جداگانه ای دارد و برای هر مساله ای بایستی به طور مجزا مورد بحث و بررسی قرار گیرد.

نگاهی به نظریه های یادگیری از دیدگاه علوم کامپیوتر :

۱- مقدمه :

پس از آن که برنامه های کامپیوتری توسعه یافتند، نیاز به داشتن برنامه های پویا که جهت به روز رسانی آنها نیازی به اپراتور نباشد احساس می شد. به علاوه در بسیاری موارد خصوصاً پس از مطرح شدن AI^{۲۹} [۱] نیاز به وجود برنامه هایی که بتوانند نادانسته ها را کشف کنند محسوس بود. هر چند که پویایی برنامه های هوشمند مبتنی بر یادگیری بوده و لذا یادگیر بودن برنامه ها (بسته به تعریفی که از هوشمندی و یادگیری ارائه دهیم) پیش از آن نیز مطرح بوده است.

یادگیری ماشین بسته به نوع نگرش، می تواند به صورت صحیح و خطا صورت پذیرد که با تشویق و تنبیه همراه است و منجر به یادگیری تقویتی^{۳۰} می شود یا بر اساس استنتاج^{۳۱} انجام گیرد. هرچند انواع دیگری از جمله یادگیری احساسی^{۳۲} نیز مطرح هستند.

در این مقاله سعی شده است یکی دیدگاه کلی نسبت به مدل های موجود یادگیری در کامپیوتر ارائه شود. این مدل ها را اساساً به چهار دسته تقسیم کرده ایم. سه مدل که الگو گرفته از رفتار انسان است و در بالا به آنها اشاره شد و مدل چهارم نیز برگرفته از الگوی مغز انسان می باشد که شبکه های عصبی مصنوعی^{۳۳} نام گرفته است.

در قسمت دوم تلاش شده است مطالب کلی پیرامون یادگیری در ماشین مطرح شود و سپس الگوهای مذکور را در بخش های ۳ تا ۶ تشریح کرده ایم.

۲- یادگیری ماشین^{۳۴}:

تعریف دقیق آنچه یادگیری نامیده می شود کار ساده ای نیست. معمولاً تعاریف مربوط به یادگیری شامل عبارات "فهمیدن، به دست آوردن دانش، کسب مهارت توسط آموزش، تعلیم، تجربه و یا اصلاح رفتار به وسیله تجربه" هستند. یادگیری نه فقط در حوزه ماشین بلکه اساساً در حوزه طبیعت مطرح است. مثل آنچه در روان شناسی در مورد انسان مطرح می باشد یا حتی یادگیری در حیوانات.

آن چه در همه مدل های یادگیر مشترک است و اساس الگوی یادگیری بر آن بنا نهاده شده، پس خور^{۳۵} عملی است که عامل هوشمند^{۳۶} یا ماشین روی محیط انجام داده است که باعث کسب تجربه می شود. حال این تجربه می تواند به صورت تشویق و تنبیه در مدل های صحیح و خطا به کار گرفته شود یا موجب ارزش گذاری استدلال صورت گرفته شود. به همین ترتیب در سیستم های احساسی پس خور محیط موجب بروز رفتار جدید

^{۲۹} Artificial Intelligence

^{۳۰} Reinforcement Learning

^{۳۱} Induction

^{۳۲} Emotional Learning

^{۳۳} Artificial Neural Networks

^{۳۴} Machine Learning

^{۳۵} Feedback

^{۳۶} Intelligent Agent

می گردد. در شبکه های عصبی مصنوعی نیز، در هر لایه وزن های نرون های عصبی تنظیم می شوند که در بخش مربوطه به آن خواهیم پرداخت.

به طور کلی یادگیری و حافظه با یکدیگر رابطه ای مستقیم داشته و در واقع یادگیری همان عنصر حافظه به همراه نوعی استنباط ضمنی و در نتیجه کسب تجربه است. [۶]

نگرش به یادگیری نیز از زوایای مختلف میسر است. از یک دیدگاه یادگیری را می توان به یادگیری عادی و آگاهانه تقسیم کرد [۲] یا از زاویه ای دیگر یادگیری به دو گروه با ناظر^{۳۷} و بدون ناظر^{۳۸} تقسیم می شود که در اولی یک مهندس دانش جهت آموزش دادن^{۳۹} سیستم، مدتی را صرف می کند و با ارسال پیام هایی به سیستم، آن را از انجام صحیح یا غلط بودن و یا چگونگی انجام کار مطلع می سازد. در مدل دیگر، هرچند ممکن است معلم در کنار سیستم حاضر باشد اما ارتباط آنها محاوره ای^{۴۰} نبوده و سیستم بایستی خود الگوی مناسب را بیابد [۱].

البته در بررسی سیستم های مختلف بایستی توجه کرد که هرچه پویایی برنامه افزایش یابد، مدت زمانی که طول می کشد تا سیستم به مرز خبرگی برسد افزایش خواهد یافت. در نتیجه در سیستم های یادگیر (بسته به مدل پیاده شده و میزان مجرد بودن سیستم از محیط) مدت زمانی جهت آموزش دادن سیستم صرف می شود که در این بازه زمانی پاسخ ها از ریسک بالایی برخوردار هستند و قابل اطمینان نمی باشند که این مساله را می توان با عنوان ضعف یک سیستم یادگیر (و در مجموع یک سیستم هوشمند و خود اصلاح) در نظر گرفت.

۳- یادگیری تقویتی :

این نوع آموزش با برخورد و اثر متقابل عامل هوشمند و محیطی که در آن قرار دارد ایجاد می شود. آموزش به صورت Online انجام می گیرد. یعنی پیشرفت هر لحظه قابل مشاهده و بررسی است. آموزش تقویتی بر روی سیستمهای فیزیکی دنیای واقعی پیاده سازی می شود. [۷] محیط آموزشی تقویتی به صورت بردارهای پیش رونده یادگیری می باشد که شامل اجزای ذیل هستند :

S : شامل تمام حالت های^{۴۱} دربرگیرنده سیستم

A : عملکردها^{۴۲} و رفتارهای^{۴۳} مناسب برای پاسخ به شرایط موجود

P : احتمال انتقال از حالت s_۱ به حالت s_۲ و ایجاد عملکرد a

R : پاداش مناسب در زمان رخداد احتمال P

Y : سرعت کاهش پاداش هنگام عملکرد a

آموزش تقویتی به عامل ها اجازه می دهد که در برابر حالت های مختلف به وجود آمده برای سیستم و در شرایط ایجاد شده بر طبق سیستم تنبیه و پاداش تصمیم گیری نمایند و عمل درست را از بین اعمال قابل اجرا

^{۳۷} Supervised

^{۳۸} Unsupervised

^{۳۹} Training

^{۴۰} Interactive

^{۴۱} State

^{۴۲} Action

^{۴۳} Behavior

انتخاب و به عنوان پاسخ در قبال حالت دریافتی از محیط به آن بازگردانند. هنگام بروز حالتی معین در سیستم، عامل با دریافت آن از محیط، عمل مناسب را انتخاب کرده و انجام می دهد و اگر چنانچه این عمل درست بود پاداش دریافت کرده و اگر اشتباه بود تنبیه می گردد. از این رو در مواجه شدن با حالت‌های یکسان و مشابه و یا حالت تکراری در محیط، عامل می داند که کدام پاسخ به محیط از همه شایسته تر است. آموزش تقویتی باعث می شود عامل رفتار صحیح را بر اساس پاسخهایی که از محیط دریافت می کند بیاموزد. [۷] یعنی تعداد پاداشهای زیاد نشانه تمایل عامل به رفتار درست و صحیح در مقابل شرایط محیطی می باشد. این رفتار می تواند تنها یک بار یادگیری شده و یا هر بار به صورت تکاملی پیش برود. اگر چنانچه یک مساله توسط رفتار عامل حل شد، بیشترین میزان پاداش به آن تعلق می گیرد و لذا یادگیری عامل در خصوص آن تکمیل می شود. از ویژگی های این نوع یادگیری این است که نیاز به آموزش دهنده محاوره ای دارد. ایجاد وزن یعنی آن که به رفتار مناسب و صحیح از طرف عامل نمره ای اختصاص داده و در ازای رفتار نادرست از آن بکاهیم و در واقع به نوعی او را تنبیه کنیم. [۸] و در نتیجه عامل را به سمت رفتار مناسب سوق دهیم.



شکل ۱ _ رابطه عامل هوشمند با محیط

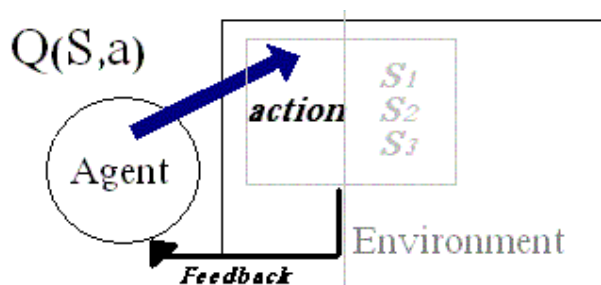
یکی از مشکلات این مدل این است که زمان زیادی مصرف می شود تا عامل هوشمند به مرز خبرگی برسد. همچنین این مدل حافظه زیادی مصرف می کند. [۷] یکی از انواع یادگیری تقویتی، Q_Learning است که ما در این بخش به بررسی آن خواهیم پرداخت.

۲_۱ : Q_Learning

مبتنی بر سیستم پاداش و تنبیه است. یعنی پس از بروز یک عمل در محیط، پس خور سیستم مبتنی بر ارزش گذاری ناظر، باعث قوت یا ضعف بروز آن رفتار می شود. به صورت کلی این روش شامل مجموعه ای از حالت‌های موجود می باشد که به عنوان وضعیت موجود در محیط و مواجه شدن عامل با آن در نظر گرفته می شود و با نماد S آنرا نمایش می دهیم و مجموعه ای از رفتارها و یا اعمال و حرکات عامل در قبال وضعیت محیط وجود دارد که آن را با نماد A نشان داده و تابع رفتار عامل را به صورت $Q(S,a)$ نمایش می دهیم که نشان می دهد عامل در مقابل حالت s عکس العمل a را به محیط باز می گردانند. نکته مهم انتخاب رفتار درست و یا یک عکس العمل مناسب^{۴۴} از میان اعمال

^{۴۴} Appropriate Action

قابل اجراست. بر اساس وزن دهی این پاسخها چنانچه وزن یک عمل بیش از سایر اعمال باشد عامل باید آن را به عنوان مناسب ترین پاسخ به محیط بازگرداند. به طور کلی می توان گفت انتخاب هوشمندانه در خصوص رفتاری مناسب سبب یادگیری عامل نسبت به روند حل مساله و حرکت به سمت به کار گیری آن رفتار در شرایط مشابه می باشد. به طوری که اگر چنانچه عملی مشابه انجام شد و میزان بیشترین پاداش را به خود اختصاص داد در سایر موارد باید لحاظ شود که اولین انتخاب همان در نظر گرفته شود. قابل ذکر است که در یادگیری های تقویتی محیط مدل سازی نمی شود و این گفته بدان معنی است که عاملها دید کلی نسبت به محیط و همه ی شرایط موجود در آن ندارند اما نسبت به یک کنش در زمان لازم واکنشی مناسب ارائه می دهند و لذا ارتباط آنها با محیط به صورت Online می باشد. ایده مسایل ترتیبی^{۴۵} که به صورت برداری از واکنشها در نظر گفته می شوند بر این اساس است که هر عامل در محیطی که با عاملهای دیگر برخورد و رابطه (منظور از برخورد یکسان بودن واکنشها در قبال محیط است و رابطه را به اینصورت تعریف میکنیم که پاسخ یک عامل برای عاملهای دیگر سبب تغییر وضعیت کلی سیستم شود!) [۹]



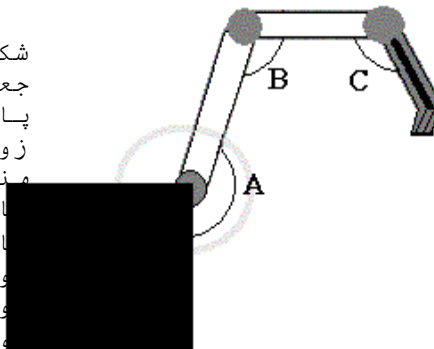
شکل ۲ _ رابطه عامل با محیط

در تئوری single-agent توجه معطوف به یک عامل و بررسی رفتارهای آن و تنبیه و پاداش می باشد. توابع تعریف شده در سیستم مکانیزی را پیاده سازی می نمایند که در آن یک عامل مجموعه ای از رفتارها را برای رسیدن به روشی مناسب جهت سازماندهی و طراحی شکل حل مساله و در نهایت حل آن ایجاد کرده و هر بار طی یک روند صعودی (و نه لزوما یکپارچه) برای رسیدن به این امر رفتارهای خود را انتخاب و اجرا می نماید.[۷] و در تئوری multi-agent هر عامل محیطی را ایجاد می کند که عاملهای دیگر را برای رسیدن به حل مساله سوق می دهد. این گفته بدین معنی است که Feedback هر یک از عاملها به عنوان ورودی دیگری محسوب می شود و یا Feedback آن لزوماً طرحی جایگزین برای اجرای نحوه ای جدید در بازیابی و بررسی شرایط و حالتها است. در این مقاله سعی بر آن شده است که با طرح مساله و اجرای روش Q Learning نحوه یادگیری عامل درخصوص حل مساله بیان شود. قابل ذکر است که شیوه ای جدید برای تنبیه و پاداش عامل ارائه گردیده و تابع آن تشریح شده است.[۷][۹]

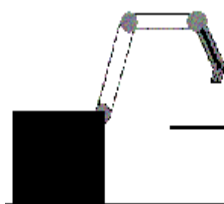
^{۴۵} Markov Decision Problems

عامل هوشمند روباتی است شامل سه بازوی اهرمی شکل و یک اتصال به بدنه جعبه ای مربعی شکل دارای سه زاویه A و B و C که قابل تغییر می باشند و مقادیر ورودی آنها را یا می توان بر حسب درجه و یا گراد و یا اعمال ضرایب بین صفر تا یک و تبدیل به درجه به کمک تابعی اضافی مقدار دهی کرد و نمایش و تغییر داد.

شکل ۳ _ ربات در طرح این مساله باید جعبه را حمل نموده و از نقطه شروع به پایان برساند. این امر مستلزم انتخاب زوایای مناسب برای پیدا نمودن راهکاری مناسب جهت پیشبرد فرآیند حل مساله می باشد. بدین ترتیب مطابق با روش یادگیری QL محیط را مسیر طی نموده شده توسط ربات و حالتهاي مختلف مساله را به قرارگیری بازوهای روبات بر اساس زوایای داده شده ي A و B و C تعریف



در حالت شروع و زمان صفر روبات در وضعیتی مطابق شکل فوق قرار دارد و مجموعه حالتها و رفتارهای آن تهی است. با تغییر زاویه های بازوها تاثیر آن روی محیط به صورت میزان حرکت به سمت جلوی جعبه به مجموعه سیستم پاداش و تنبیه اضافه می شود.



اگر چنانچه پاسخ از طرف محیط برای روبات موثر بود و جعبه در امتداد مسیر حرکت داشت این عمل به عنوان پاداش وزن زیادی به خود اختصاص داده و رکوردی از آن در حافظه روبات ذخیره شده و تلاش برای یادگیری رفتار مناسب

شکل ۴ _ روبات یادگیرنده با QL

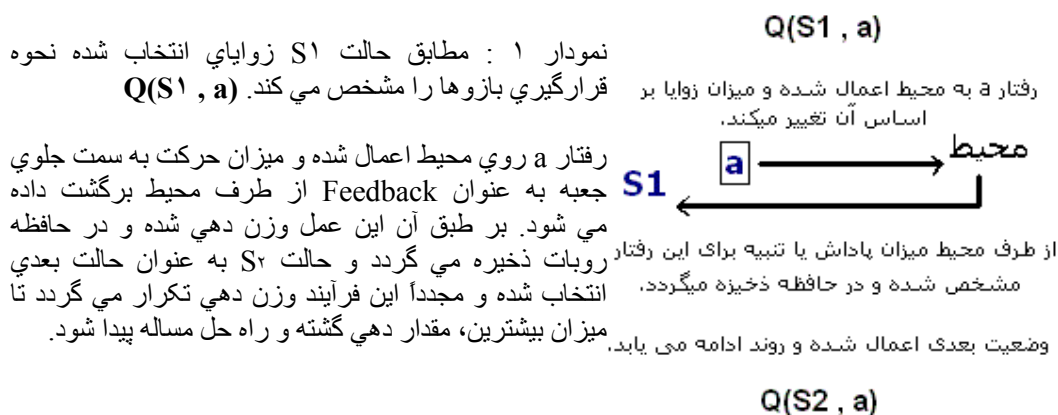
و در صورتی که فرآیند حل مساله برای روبات پیشبردی نداشت، (یعنی جعبه حرکتی به سمت جلو نکرده بود) تغییر زوایا مجددا اعمال شده و منتظر پاسخ مناسب از طرف محیط می ماند. در واقع منتظر می ماند که میزان حرکت جعبه محاسبه و با طول مسیر مقایسه شود. در جدول زیر مجموعه حالتها و رفتارهای روبات را در حین یادگیری مشاهده می نمایید :

زاویه	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅
A	۰,۰۰۰	۰,۲۰۰	۰,۱۸۵	۰,۱۷۰	۰,۱۸۲
B	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۲۰۰	۰,۱۸۲
C	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۲۰۰	۰,۲۰۰	۰,۰۰۰

جدول ۱

همانگونه که ملاحظه می شود میزان تغییرات یکی از زاویه ها به طور کلی حالت مساله را عوض نموده و باعث می شود تغییرات ثانوی اعمال و پاسخ از طرف محیط بررسی گردد. این فرآیند یادگیری در روبات تا آنجا

ادامه پیدا می کند که راه حل مساله بدست بیاید. یعنی روبات مناسب ترین وضعیت را برای حمل جعبه پیدا کرده و میزان بیشترین پاداش به کلیه رفتارهای روبات تعلق بگیرد. به عنوان نمونه توجه کنید در حالت S_2 میزان پاداش برای روبات (با فرض یک تا ده) مقدار ۳,۰۹۱۳۱ تعلق می گیرد لذا این نوع عمل برای حل مساله چندان مناسب نیست و پاسخ محیط نشان می دهد که طراحی بهتری برای شرایط موجود نیازمند است و بازوها در وضعیت مناسبی قرار ندارند. روش یادگیری QL مبتنی بر آن است که در هر لحظه نتیجه دریافتی از محیط بررسی و پردازش شده و مبنایی برای انتخاب عمل مناسب قرار بگیرد. لذا نمودار یادگیری برای روبات به شکل ذیل می باشد :



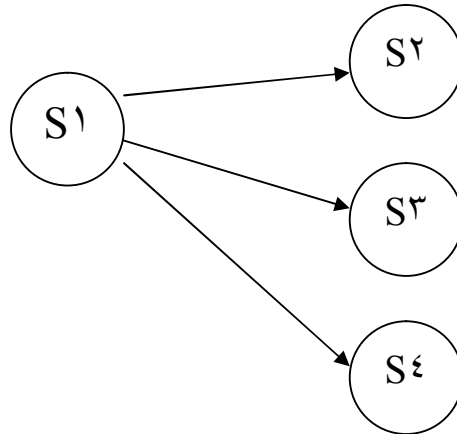
روبات در وضعیت S_1 بازوهای خود را قرار داده و حرکت بازوی نهایی و کنترلی سبب حرکت جعبه می شود و یا ممکن است تاثیری بر حرکت آن نداشته و در واقع رفتار نادرست پاسخی از محیط به عنوان تنبیه داشته باشد. اعمال وضعیت بعدی باعث تغییر مجدد زاویه ها شده و طبق تابع الگوریتم یادگیری آنها مقدار دهی می شوند. به عنوان مثال در مرحله ی هزارم از یادگیری $Q(S_{1001}, a)$ نتیجه ی $A = 0.988$ $B = 0.872$ $C = 0.172$ خواهد بود و میزان پاداش آن نزدیک به بیشترین مقدار است. لذا روبات در وضعیت مناسبی برای حمل جعبه قرار داشته و رفتار آن در حالت تکمیل شدن برای حل مساله است. از طرف محیط Feedback عالی برگشته و وزن دهی این رفتار نشانه آن است که یادگیری روبات فرآیندی رو به پیشرفت را سپری نموده است. [۸]

۲_۲) بررسی اتوماتهای تصمیم گیری و روش یادگیری Q_Learning :

هر چند اتوماتهای یادگیر^{۴۶} به طور مستقیم در زمره یادگیری تقویتی مطرح نمی شوند، به جهت نوع تشویق و تنبیه به کار رفته در آنها، می خواهیم در این قسمت به بررسی اجمالی آنها پرداخته و سپس بین QL و اتوماتهای یادگیر مقایسه داشته باشیم.

اتوماتای یادگیر عملاً یک ماشین است که به ازای یک حالت^{۴۷} از آن و به ازای شرایط یکسان می تواند به حالت های مختلفی انتقال پیدا کند [۳]. به مثال (و شکل ۵) توجه کنید:

^{۴۶} Learning Automaton



شکل ۵_ یک اتوماتای یادگیر ساده

هر کدام از یالهای اتوماتای فوق دارای وزن مشخصی است که بایستی مجموع آنها برابر ۱ باشد. یعنی در ابتدا هر کدام دارای وزن ۰.۳۳۳۳۳۳ می باشد. پس از آن که اتوماتا در حالت S_1 یکی از عمل های سه گانه را انتخاب کرد، پس خور محیط، وزن های یالها را تنظیم می کند. البته توجه شود که مجموع آنها بایستی معادل ۱ باشد. این تنظیم یالها ادامه پیدا می کند و در نتیجه سیستم بعد از آموزش می داند که در چه حالت هایی کدام عمل بهترین است.

سوال اصلی که اینجا مطرح می شود این است که تفاوت QL در معنای مساله با اتوماتای یادگیر چیست؟ در واقع QL مبتنی بر یک نوع نگرش Bottem_Up است که در آن فقط معیار هایی تعریف می شود که سیستم بر اساس آن معیار ها و با کمک ناظر تربیت می شود. لذا حتی آگاهی ندارد که چه عملی یا رفتاری باید بروز دهد و در واقع مجموعه رفتارهای ممکن آن زیاد یا حتی بی شمار می باشد. اما در اتوماتای یادگیر، نوع نگرش Top_Down می باشد. به این معنی که طراح، رفتارها یا اعمالی را برای عامل در حالات مختلف به وجود آورده است که در موقعیت های مختلف سیستم فقط بایستی رفتار مناسب را از میان مجموعه محدود رفتارها بیابد و در واقع نمی تواند یک رفتار جدید تولید کند. اما از لحاظ مفهومی می فهمد که چه رفتاری بروز می دهد. توجه شود که در QL عامل هوشمند حتی نمی داند که چه رفتاری انجام می دهد و یا این که چه رفتارهایی می تواند انجام دهد. بلکه آنچه ممکن باشد را تست می کند و سعی می کند آن را بیابد. هر چند که تفاوت های بنیادی دیگری نیز می توان بر شمرد. از جمله این که در اتوماتای یادگیر، حالت های ماشین اساس کار است در حالی که در QL حالت های محیط اساس کار است.

۴- یادگیری مبتنی بر منطق و استنتاج و مورد^{۴۸}:

مجموعه دیگری از مدل های یادگیری در ماشین، آنهایی هستند که مبتنی بر استدلال و منطق می باشند. به این معنی که سیستم پس از دریافت شرایط محیط، بر اساس منطق قرار داده شده در آن استدلال کرده و یک قاعده استخراج می کند (البته این قاعده ممکن است به صورت صریح نبوده و ضمنی باشد). سپس با استفاده از یک پایگاه دانش، حالت های مختلف یا قواعد را در آن ذخیره می کند تا جهت مراجعات بعدی از آن بهره گیرد.

بحث اصلی در اینجا روی استدلال یا منطقی که در این نوع یادگیری صورت می پذیرد نیست. چرا که این بحث مربوط به استنتاج و منطق و پایگاه دانش می شود. اینجا بحث اصلی نوع مدلی است که بر پایه استنتاج بنا نهاده شده است.

این نوع را دسته بندی های گوناگونی کرده اند. مثلاً به چهار گونه Inductive_Logical, Inductive_Statistical, Abductive و Analogical تقسیم کرده اند. [۶] اما ما در اینجا آنها را به طور کلی به دو دسته تقسیم می کنیم:

۳. مواردی که حالت های مختلف سیستم را در پایگاه دانش ذخیره می کنند و در بازیابی فرآیند استنتاج انجام می شود. مانند: Case_base

۴. مواردی که حالت های مختلف سیستم پس از ارزیابی اولیه و در مقایسه با قواعد موجود در پایگاه دانش، موجب تولید و کشف قاعده جدید می شوند که قاعده جدید در پایگاه دانش ذخیره می شود. به طور کلی یادگیری های Rule_base مانند : Inductive Learning یا Decision Trees و ... [۱۰]

در مدل اول، سیستم بایستی حالت موجود محیط را با حالت های مختلف موجود در پایگاه دانش مقایسه کرده و حالت مناسب را برگزیند و سپس به استدلال بپردازد که این مساله باعث می شود زمان زیادی هنگام بازیابی و اعمال رفتار مناسب از جانب سیستم سپری شود. همچنین با هر بار فراگیری حالت جدید، سیستم مجبور به سازماندهی مجدد^{۴۹} پایگاه دانش می باشد که این مساله نیز زمان زیادی می گیرد. [۱۰]

در مدل دوم نیز به واسطه این که در پایگاه دانش قاعده صریح ذخیره شده است (و نه حالت)، یافتن قاعده یا قاعده های متناسب با حالت موجود محیط دشواری های خاصی دارد ضمن این که استخراج قاعده از حالت های مختلف رخ داده نیز خود نیاز به منطق استنتاجی قوی دارد که به نوبه خود تعریف آن دشوار است.

مشکل اساسی این نوع مدل ها این است که زمان زیادی صرف ذخیره و بازیابی پایگاه دانش می شود و در واقع جهت سیستم های بلادرنگ^{۵۰} مناسب نیستند. در عوض جواب های نسبتاً مطمئنی ارائه می دهند و می توان با کمک آنها سیستم های هوشمندی تولید کرد که استدلال کنند و منطق کشف نمایند. مشکل دیگر این که معمولاً پایگاه دانش فضای زیادی اشغال می کند و در مواردی که محیط وسیع و پیوسته با حالت های متعدد و نامحدود داشته باشیم، با مشکل حافظه مواجه هستیم. به علاوه آن که هرچه سیستم به خبرگی نزدیکتر شود (پایگاه دانش بزرگتر شود)، زمان تصمیم گیری افزایش می یابد که البته این مساله در Rule_base ها بهتر از Case_base ها می باشد [۱۰] و [۱۱]. در زیر به بررسی اجمالی یک نمونه از هر مدل می پردازیم:

^{۴۹} Reorganizing
^{۵۰} Real Time

CBR^{۵۱} روش حل مساله با استفاده از تجربیات قبلی است. برای روشن شدن موضوع مثالی می زنیم: در طول ترم تحصیلی برای دانشجویان مثال ها و تمرینات گوناگون حل می شود. صورت سؤال و راه حل آنها در ذهن دانشجو ثبت می شود. در روز امتحان هنگامی که با صورت مساله روبرو می شود در حافظه خود جستجو می کند تا ببیند آیا نمونه این سؤال (یا دقیقا خود سؤال) را می یابد یا نه ؟ اگر نمونه آن را یافت، راه حل آن را برای حل مساله جدید ارایه می کند؛ اگر این راه حل به جواب نرسید، راه حل قبلی را اصلاح یا راه حل جدیدی پیشنهاد می کند. پس از رسیدن به جواب، راه حل جدید را در حافظه اش ثبت می کند تا در حل مسایل نمونه در آینده مورد استفاده قرار دهد. با توجه به مثال اخیر، CBR دارای چهار مرحله زیر است:

۱. Retrieve : باز یابی روشهای مشابه قبلی از حافظه که شامل مراحل ذیل می باشد:

a. شناخت جنبه های مساله^{۵۲}

b. تطبیق اولیه^{۵۳}

c. جستجو^{۵۴}

d. انتخاب^{۵۵}

۲. Reuse : استفاده مجدد از راه حل حالت های مشابه به عنوان راه حل پیشنهادی مساله جدید

a. حذف تفاوت ها و کپی کردن کلاس راه حل قدیم در کلاس راه حل جدید^{۵۶}

b. ایجاد سازگاری در مرحله قبل^{۵۷}

۳. Revise : اصلاح راه حل قبلی

a. ارزیابی راه حل (پرسش از یک معلم یا اجرا کردن راه حل در دنیای واقعی)^{۵۸}

b. ثبت خطاها در حافظه برای جلوگیری از رخ دادن دوباره آنها^{۵۹}

۴. Retain : نگهداری راه حل اصلاح شده در حافظه برای استفاده های بعدی

a. انتخاب اطلاعاتی که باید ذخیره شود، چگونگی ذخیره، چگونگی شاخص گذاری اطلاعات

برای بازیابی های بعدی، چگونگی کامل کردن حالت جدید در ساختار حافظه

با تکرار ۴ مرحله فوق به دفعات، حافظه سیستم مورد نظر کامل تر و پیشرفته تر می شود. (شکل ۶)

^{۵۱} Case Based Reasoning

^{۵۲} Identify Features

^{۵۳} Initially Match

^{۵۴} Search

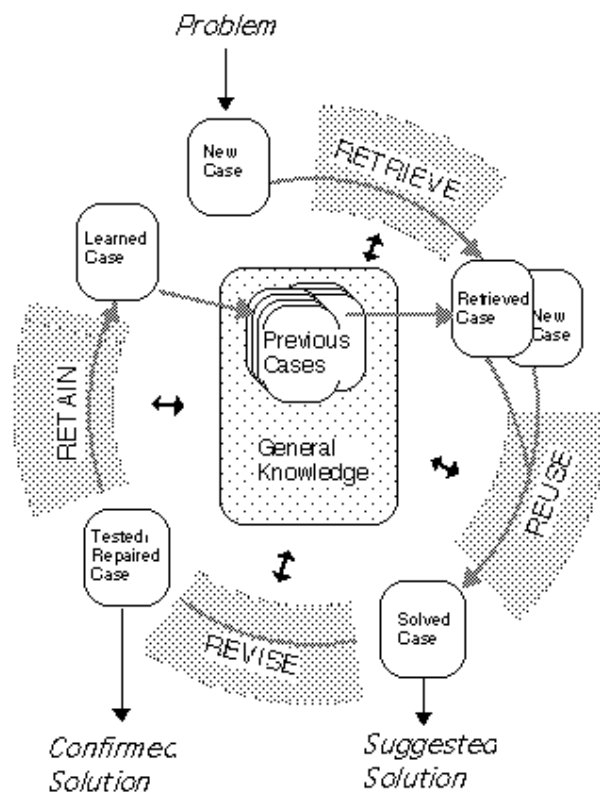
^{۵۵} Select

^{۵۶} Copy

^{۵۷} Adapt

^{۵۸} Evaluation Solution

^{۵۹} Repair Fault



شکل ۶_ چرخه ی CBR

یک سیستم هوشمند تشخیص خطای ماشین را به عنوان مثال در نظر بگیرید [۱۰]. در آن حالت های مختلفی ایجاد کرده ایم که هر حالت نشان دهنده یک خطای مشخص در ماشین است. و هر حالت دارای سه عنصر وضعیت برف پاک کن، چراغ اتوموبیل و وضعیت موتور است. برای هر عنصر نیز سه حالت Yes به معنای عملکرد صحیح، NO به معنای خراب بودن و () NULL به معنای مشخص نبودن وضعیت در نظر گرفته شده است. در ابتدا حالت هایی را به پایگاه دانش سیستم وارد می کنیم. مثلاً:

Case 1	Case 2	Case 3
Engine No	Engine No	Engine -
Headlights -	Headlights No	Headlights Yes
Wipers -	Wipers -	Wipers No
faulty Ignition	faulty Battery	faulty Wiper Motor

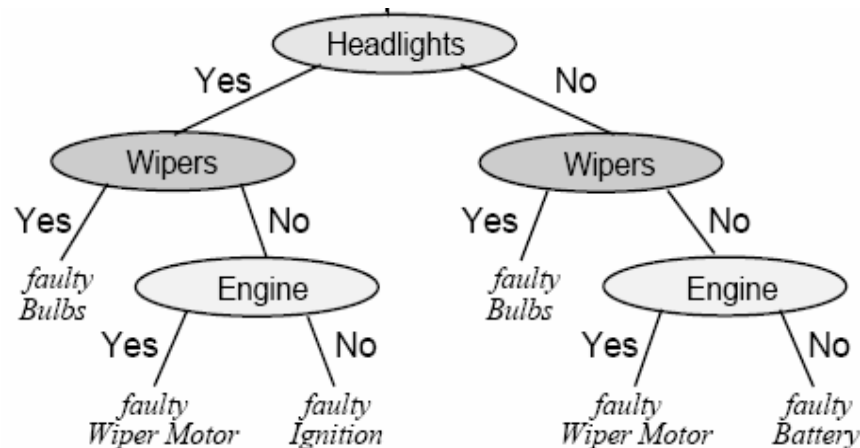
شکل ۷_ مثال CBR

وقتی سیستم شروع به کار می کند، از طریق حسگرهایش موارد فوق را تشخیص می دهد و یک حالت جدید استخراج می نماید. سپس در پایگاه دانش به دنبال حالت مورد نظر می گردد. و پروسه مطروح را طی می نماید. در

صورتی که نتواند حالتی که کاملاً با حالت موجود مطابق باشد را بیابد، تلاش می کند تا نزدیک ترین حالت را یافته و راه حل پیشنهادی در آن را به عنوان راه حل خروجی سیستم پیشنهاد نماید. در صورتی که پس خور محیط پس از اعمال راه حل پیشنهادی، حاکی از موفقیت باشد، این حالت را به همراه راه حل در پایگاه دانش ذخیره می نماید در غیر این صورت سیستم باید تلاش کند تا راه حل یک حالت دیگر را به عنوان راه حل خروجی ارائه دهد یا این که از میان چند حالت، یک راه حل ترکیبی ارائه نماید. به هر حال چند راه حل را تست می نماید و بعد از یافتن راه حل مناسب، حالت جدید را به همراه راه حل کشف شده به پایگاه دانش اضافه می نماید.

در مدلی که سیستم از یک پایگاه قواعد استفاده می کند، حالت های خام سیستم را در پایگاه دانش ذخیره نمی نماید بلکه ابتدا از میان حالت های موجود و راه حل های آنها، یک یا چند قاعده کلی استخراج شده و سپس آنها را در پایگاه قواعد ذخیره می نماید. در بازایی نیز ابتدا قاعده متناسب با حالت موجود یافته شده و سپس راه حل اعمال می گردد که این مساله باعث صرفه جویی در زمان و حافظ است.

از درخت های تصمیم گیری نیز می توان به عنوان یکی از مدل های یادگیری استدلالی نام برد. آن را با مثال تشخیص هوشمند عیب ماشین توضیح می دهیم:



شکل ۸ _ مثال Decision Tree

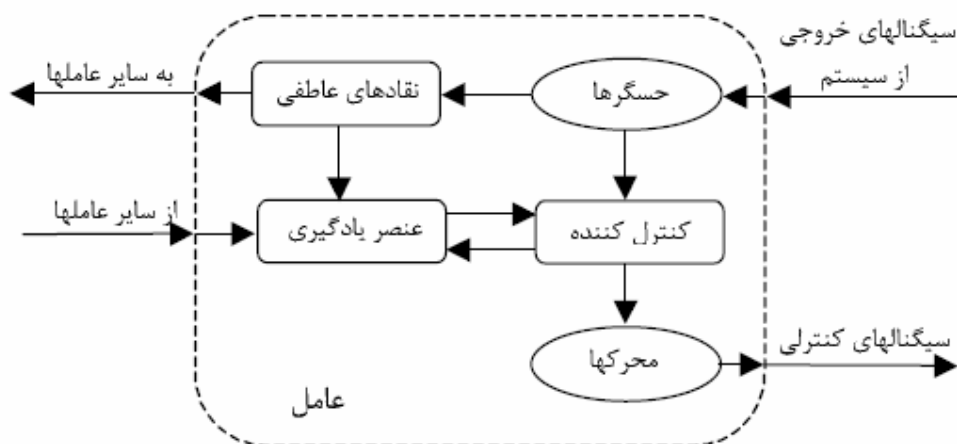
در این درخت هر کدام از عناصر قابل حس از جانب محیط، در یک گره قرار می گیرند. و بسته به وضعیت های مختلفی که ممکن است برایشان رخ دهد، به زیر شاخه هایی تقسیم می شوند (در اینجا فقط دو حالت سالم و خراب متصور است). سپس در نقاطی که راه حل آنها واضح باشد، و در واقع در محل برگها^{۶۱}، راه حل مناسب ذکر می شود. هنگامی که سیستم با وضعیت جدیدی مواجه شود، پس از یافتن راه حل مناسب، گره جدید را به درخت می افزاید. فرض کنید سیستم با مشکلی روبرو شود که در آن چراغ ها مشکل دارند اما برف پاک کن ها سالم هستند و همچنین موتور نیز به درستی کار نمی کند. در این حالت سیستم بر اساس آنچه در درخت بالا به عنوان اطلاعات اولیه در پایگاه دانش آمده، اعلام می کند که مشکل از لامپ های اتومبیل است. در صورتی که راه حل اخیر مناسب نباشد و سیستم متوجه شود که به دلیل این که در این حالت، چون گره ای به وضعیت

^{۶۰} Node
^{۶۱} Leaf

موتور اتوموبیل اختصاص نداده بوده راه حل نامناسب پیشنهاد کرده، این گره را به این نقطه اضافه نموده و راه حل های کشف شده را در برگ های آن قرار می دهد و این همان قسمت یادگیری درخت تصمیم گیری است. به طور کلی مدل های زیادی هستند که در این قسمت راجع به آنها صحبت می شود [۱۱] که البته تقسیم بندی آنها از منظر دیگر نیز ممکن است. در اینجا فقط به سه مدل CBR، Inductive Learning و Decision Trees اشاره شد. در قسمت بعدی به یکی دیگر از مدل های معروف و کاربردی یادگیری ماشین می پردازیم که کمی با ساختار مدل های قبلی متفاوت است.

۵- یادگیری احساسی :

معمولاً در سیستم های کنترلی جهت حفظ پایداری سیستم باید بیش از یک معیار لحاظ شود تا بتوان پاسخ قابل قبولی از سیستم انتظار داشت. یکی از روش های موفق که در سال های اخیر در سیستم های کنترلی مطرح است، کنترل کننده عاطفی با تکیه بر تغییر پارامترهای سیستم، بر مبنای یک سیگنال عاطفی پیوسته است. [۴] معنای این گفته این است که در سیستم کنترلی مورد نظر، عواملی را به عنوان عواطف پایه در نظر می گیریم که هر کدام از آنها در صورت بروز برخی محرک ها از جانب محیط تحریک شده و فعال می شوند که البته یافتن عواطف پایه بسته به طراحی ساختار کنترلی دارد. پس از تعریف، عامل تلاش می کند که با اعمال اثر عاطفه تعریف شده، وضعیت سیستم را بهینه سازد. به عنوان مثال فرض کنید که جهت بهینه سازی مصرف انرژی در کنترل سرعت دور موتور DC از یک کنترلر عاطفی استفاده کرده ایم. [۴] در این مثال دو پایه یادگیری عاطفی برای سیستم در نظر گرفته شده است که هیجان و اضطراب می باشد. سپس عامل تلاش می کند تا در هر لحظه مقدار این دو مینیمم باشد. شکل کلی کنترل کننده عامل به صورت زیر است:



شکل ۹_ یک مدل کنترل کننده عاطفی

عامل پس از حس کردن خروجی سیستم از طریق حسگرهایش، آنها را از طریق کنترل کننده ها به سیگنالهای خروجی نگاشت کرده و از طریق محرک ها به سیستم اعمال می کند. توجه شود در این مثال هدف این است که سیستم کنترل کننده عاطفی، میزان ولتاژ اعمالی به سیستم را در هر لحظه تنظیم نماید تا میزان انرژی مصرفی سیستم بهینه شود. در مدل کنترل کننده عاطفی فوق، عنصر یادگیری تلاش می کند تا عملکرد عامل بهینه باشد به این صورت که دانش ذخیره شده در کنترل کننده را با توجه به یک شاخص خارجی، به روز

در می آورد. مبنای عملکرد آن نیز یک سیگنالی است که از طریق نقاد عاطفی در اختیار قرار می گیرد. واحد نقاد نیز پس از بررسی عملکرد سیستم، سیگنالی مبنی بر خوب یا بد عمل کردن سیستم ارائه می دهد.

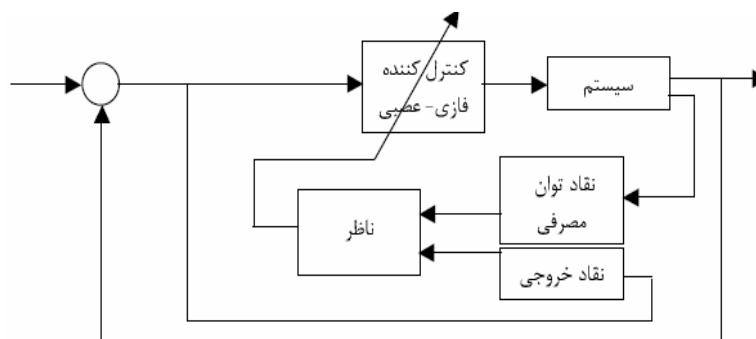
ساختار کلی کنترل کننده های عاطفی دارای عناصر ذیل است: [۴]

- نقاد: که سیگنال عاطفی را بر حسب وضعیت کنترلی تدارک می بیند. مثلاً مبتنی بر منطق فازی یک سیگنال عاطفی پیوسته را (۲) پس از ارزیابی خروجی سیستم تولید می کند. سیگنال ۲ به صورت $[-1, 1]$ می باشد به این معنی که اگر $2 = 1$ یا $2 = -1$ یعنی سیستم در اثر بروز عواطف هیجان و اضطراب مطلق در حال شکست کامل است و در صورت $2 = 0$ یعنی همه اهداف سیستم برآورده شده است. این تاکید بر همان مطلبی است که گفته شد: سیستم بایستی همواره در تلاش جهت کاهش عواطف باشد تا در مرز تعادل و پایداری قرار گیرد.

- کنترل کننده (مثلاً فازی _ عصبی): که سیگنال کنترلی را برای دستگاه فراهم می آورد.

- ناظر: که وظیفه هماهنگی بین نقادها را بر عهده دارد. از آنجایی که ممکن است در سیستم چندین نقاد موجود باشد، بایستی یک ناظر سیگنالی مناسب جهت اعمال به کنترل کننده فراهم آورد.

در مثال فوق شکل کلی کنترل کننده عاطفی به شکل زیر می باشد:



شکل ۱۰_ یک کنترل کننده عاطفی

در مجموع باید گفت سیستم های عاطفی بر مبنای تحریک هایی که از سوی محیط صورت می پذیرد، تحت تاثیر قرار گرفته و احساس (عاطفه) مربوطه تحریک می شود. تحریک عاطفه مربوطه باعث می شود نوع رفتار خروجی دستخوش تغییر شود و تغییر رفتار خروجی باعث تغییر در اثر عامل روی محیط گردد.

از ویژگی های کنترل کننده های عاطفی این است که می توانند به صورت پیوسته و On_line فعالیت کنند. این نکته باعث می شود تا مدت زمان مصرفی در سیستم های قبلی (یادگیری تقویتی و یادگیری استدلالی) بیشتر به چشم آید. لذا می توان گفت که در سیستم های RealTime نیاز به استفاده از این نوع کنترل کننده ها بیشتر به چشم می آید. نکته دیگر این که این سیستم ها علی رغم دیجیتالی بودن به صورت پیوسته (با بهره گیری از منطق فازی) عمل می کنند که این مطلب نیز در جای خود مهم است.

در انتها نیز باید یادآوری شود که تفاوت رفتار و عاطفه در این است که رفتار، عمل خروجی عامل است که از یک هوشمندی در ضمیمه برخوردار است. اما عاطفه بخشی از هوشمندی ای است که در قسمت تصمیم

گیری و یادگیری عامل مطرح است و خود با کمک موارد دیگر به تصمیم گیری و در نهایت بروز یک رفتار (رفتار بهینه پس از یادگیری) منجر می شود.

۶- یادگیری توسط شبکه های عصبی مصنوعی :

ایده اصلی آن در ۱۹۴۰ توسط Warren Mc Culloch و Walter Pitts با الگو گرفتن از عملکرد مدل نرون^{۶۲} های عصبی مغز انسان مطرح شد. فرضیات مهم در شبکه های عصبی مصنوعی از این قرار است:

(۶) داده پردازی اطلاعات در اجزای ساده به نام نرون صورت می گیرد.

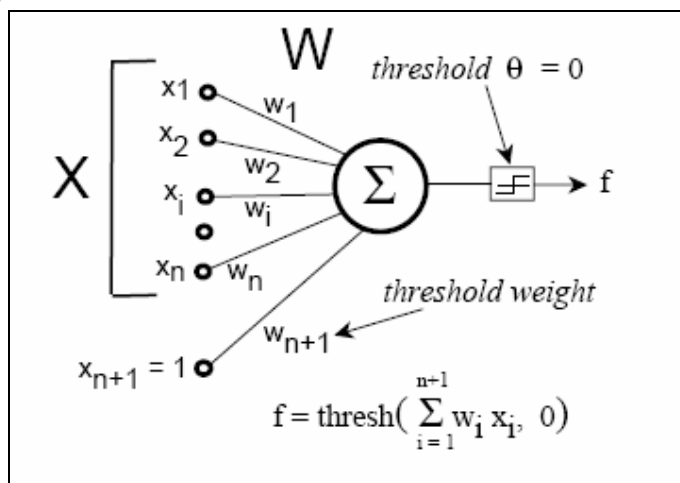
(۷) اطلاعات بین نرون ها از طریق ارتباطات آنها ردوبدل می شود.

(۸) هر یک از این رابطه ها دارای وزن W مختص خود هستند که در مقدار اطلاعات ردوبدل شده با سایر نرون ها ضرب می شوند و به مرور زمان این وزن ها تنظیم می گردند. در واقع از این منظر است که شبکه از محیط تاثیر پذیرفته و آموزش می بیند.

(۹) هر یک از نرون ها برای محاسبه خروجی خود، دارای یک تابع عملیاتی^{۶۳} است که معمولاً تابعی غیر خطی است و روی ورودی ها اعمال می شود.

(۱۰) هر نرون در صورتی خروجی خواهد داشت که حاصل تابع عملیاتی آن از یک آستانه آتشی^{۶۴}

بیشتر شود. شکل یک نرون به همراه پارامترهای مذکور را در شکل ۱ مشاهده می کنیم.



شکل ۱۰ _ مدل یک نرون عصبی

شبکه های عصبی یاد می گیرند که مسأله ای را حل کنند و در واقع برنامه ریزی قبلی نمی شوند. در واقع تنظیم وزن های ورودی هر نرون عصبی باعث یادگیری کل شبکه می شود که این تنظیم بر اساس مدل پیاده سازی شده می تواند باناظر یا بدون ناظر صورت پذیرد. شبکه های عصبی مصنوعی می توانند دارای لایه های متعددی باشند و یا یک لایه باشند.

^{۶۲} Neuron

^{۶۳} Activation Function

^{۶۴} Threshold

مدل سازی با سیستم‌های غیر خطی، مقاوم بودن و تحمل آسیب‌ها، قابل یادگیر بودن (یعنی توانایی تنظیم وزنهای شبکه)، قابلیت تعمیم، سرعت بالا به دلیل پردازشهای موازی، قابلیت سازگاری با تغییرات سیستم و... از ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند.

از کاربردهای شبکه‌های عصبی می‌توان به ذخیره و بازیابی داده‌ها، دسته‌بندی^{۶۵} اشکالی که مشابه هم هستند و بهینه‌سازی تعیین جواب با وجود قیود مختلف، تقریب توابع، تعقیب مسیر^{۶۶}، تفکیک و تمییز بافت (بافت پارچه، زمین کشاورزی، منطقه نظامی و...) و موارد متعدد دیگر اشاره کرد.

^{۶۵} Classification
^{۶۶} Road Following

مقایسه و نتیجه گیری :

۱. انسان بر اساس بینش تصمیم می گیرد و بینش تنها در یک لحظه حاصل می شود ولی در ماشین بینش معنایی ندارد. اگرچه کوششهایی در زمینه ابداع ساختمانهای داده ای همچون گراف معنایی شده است و از نظریه احتمال کل فرضیه های جالبی ارائه گشته است اما هنوز فاصله با انسان بسیار زیاد است.
۲. برخی بیماری ها در انسان منجر به کاهش قدرت تفکیک فضای حالت می گردد و در شرایط عادی نیز بعضا خطاهای بینایی منجر به تشخیص های گوناگونی از یک عکس می شود که اولی به دلیل نقص شبکه های عصبی (بیماری) و دومی به دلیل وجود نویز در شبکه عصبی انسان است که بسیار شبیه شبکه های عصبی مصنوعی است.
۳. شبکه عصبی متکامل است و در موجودات زنده هرچقدر موجود هوشمند تر باشد دارای شبکه های عصبی متراکم تر و بزرگتری است.
۴. در حیوانات، در سنین تشدید یادگیری که هنوز آنها تازع متولد شده هستند برخی موارد همچون زبان و عادات آنها از بزرگترها فراگرفته می شود. مثال : تعیین موقعیت خانه و خورشید و غذا از طریق ارتباط صوتی و حرکتی و نیز برخی گروههای حیوانات از یک نوع، شیوه های ارتباطی خاص خود دارند.
۵. انسان یک موجود با چندین حس (بویایی و ...) است که مشابه سیستم های چند عامله است. (MaSe متدولوژی ماشینهای چند عامله می باشد)
۶. انسانها نیز فضای حالت را جهت درک آن، تفکیک می کنند و یا با جابجایی هایی یا سعی در یافتن نزدیک ترین الگو با آن، سعی در آنالیز فضای حالت دارند.
۷. انسانها برای درک سه بعدی ابتدا طرحی از جسم مجسم می کنند سپس سعی می نمایند آن را دو بعدی درک کرده و سپس درک سه بعدی حاصل می کنند.
۸. پزشکان با بررسی حرکت چشم دریافتند که انسان برای شناختن افراد به موارد خاصی از آن توجه می کنند : چشمان - لبها و فاصله برخی اجزای صورت و ... که توسط شبکه های عصبی مصنوعی نیز قابل پیاده سازی است.
۹. دلیل اصلی ضعف شبکه های عصبی مصنوعی در مقابل انسان ضعف پردازشی ماشینهای موجود و محدودیت حافظه است البته بی شک انسان شیوه های ذخیره و بازیابی اطلاعات کشف نشده و بسیار پیچیده ای دارد.

۱۰. به طور کلی از کلیه اصول اولیه نوروساینس در تئوری هوش مصنوعی بهره گرفته شده است و عده ای معتقدند نقطه برتری انسان توانایی وی در درک زبان طبیعی است (شاید معماری ماشین تورینگ که کنترل را حین گفتگوهای ماشینهای چند عامله نشان می دهد، قدرت زبان را در مدل سازی آشکارتر نماید).

مغز انسان کاملاً انجمنی یا دیگر انجمنی می باشد و در آن هر آیتم می تواند سبب شود آیتم کاملاً متفاوت دیگری به خاطر آورده شود. قطعه موسیقی یا بوی خاصی سبب می شود خاطرات گذشته را به یاد آوریم.

اما شبکه هاپفیلد به عنوان شبکه خود انجمنی شناخته می شود : بدین معنی که قادر است تا در آن هر آیتم خودش و یا آیتم مشابهی که کمی تغییر داشته باشد را به خاطر آورد.

پردازش تصویر :

۱. دریافت تصویر

۲. تشخیص لبه

۳. قسمت بندی

۴. قسمت بندی سه بعدی

۵. تشخیص و آنالیز

با توجه به اینکه دریافتیم برای تقریب توابع می توان از شبکه های عصبی بهره جست و بخش مهمی از پردازش تصاویر مبتنی بر محاسبات ریاضی است لذا دور از انتظار نیست که از کاربردهای آن در پردازش تصاویر باشد.

بر اساس اختلاف روشنایی می توان لبه ها را شناسایی نمود که یکی از تکنیکهای آن لبه یاب Canny و کانولوشن است. ساده ترین راه به منظور یافتن لبه های یک تصویر مشتق گیری از آن است. نواحی از تصویر که رنگ ثابتی دارند مقدار مشتق کمتری دارند و لبه ها نواحی خواهند بود که بیشترین تغییر و در نتیجه بیشترین مشتق را دارند.

متاسفانه از آنجا که تصاویر واقعی دارای شامل تعداد زیادی نویز می باشند مشتق گیری به عنوان روشی جهت تشخیص لبه زیاد کارا نمی باشد زیرا وجود نویز باعث می شود در نقاط حضور آنها اشتقاق زیاد باشد و این در حالی است که در آن نقاط لبه ای وجود ندارد.

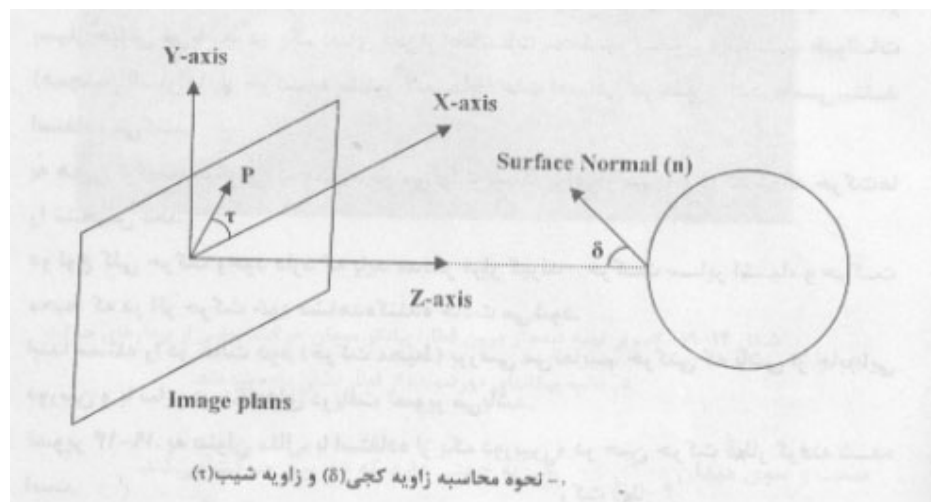
روش کاراتر بر اساس کانولوشن می باشد.

$$F(a,b) * G(a,b) = \iint_{-\infty}^{\infty} F(a,b)g(a-u, a-v)dudv$$

هدف از به کار گیری کانولوشن حذف تاثیرات نویزها از طیف مات کردن تصویر می باشد .
مرحله بعد قطعه بندی تصویر است که بر اساس رنگ، شدت سایه ها و ... و تکنیکهای تقسیم و ادغام صورت می گیرد. سپس نواحی را بر اساس زاویه بین لبه ها به محدب و مقعر تقسیم می نماییم.

حال می توان بر اساس فاکتوری مثلا شدت نور و تقسیم بندی نقاط تصویر به صورت ماتریسی از نقاط و محاسبات ریاضی که جفت نقاطی را که از نظر قطری به یک فاصله اند به ما می دهد و ... بافت جسم را حدس زد. البته می توان المانهایی را در نظر گرفت و تکرار آن در شی را جستجو کرد، در این روش نیز به جواب مطلوب می رسیم.
در مرحله بعد با استفاده از تکنیک تطبیق المانها و یا زاویه کجی و زاویه شیب شکل و یا میزان چرخش بافت را حساب کرد.

زاویه کجی از طریق محاسبه بردار نرمال سطح و محور Z به دست می آید و زاویه شیب برابر زاویه بین محور x ها و تصویر تصویر بردار نرمال N بر روی سطح تصویر، p می باشد. به عبارت دیگر، زاویه شیب، زاویه ای است که تحت تاثیر موقعیت و زاویه بیننده مقدارش تعیین می شود.



تغییر حرکت :

دو نوع حرکت کلی وجود دارد : حرکت سایر اشیا و حرکت محیط که ناشی از حرکت خود مشاهده کننده ناشی می شود. فرض کنید چند فریم که به فاصله چند ثانیه گرفته شده اند (مثلا در حرکت قطاری که ما پشت آن نشسته ایم) در فریمهای بعدی اجسام جابجا شده اند که ناشی از حرکت مشاهده کننده است که به آن جریان نوری (Optical Flow) گویند. و بردارهایی که چنین حرکت حاصله را نشان می دهند میدان حرکتی (Motion Field) نامیده می شوند.

استفاده از بینایی :

روندی که معمولا برای تشخیص اجسام به کار می رود تجزیه اجسام نامیده می شود (تفکیک گربه به دست، پا و ...). روش دیگری که وجود دارد (که مثلا برای تشخیص گربه کارایی ندارد) ولی برای اجسام صلب خوب جواب می دهد این است که هر شی را به مانند یک مجموعه از تبدیلات (مانند چرخش، انتقال و تغییر اندازه) با آن رفتار می شود و این اعمال تا زمانی که شی با یکی از اجسام دیده شده تطابق یابد ادامه می یابد.

تشخیص چهره :

از آنجایی که چهره انسانها بسیار گوناگون است و بسته به شرایط محیطی دشواریهای زیادی در تشخیص آن وجود دارد ما به دنبال خصایص منحصر به فردی در چهره هستیم تا تشخیص را دقیق تر نماید. معمولا تعداد تعدادی چهره برای هر نفر در نظر گرفته می شود. این چهره ها در شرایط مختلف و به همراه وسایل اضافی همچون عینک، کلاه و ... در نظر گرفته می شود. بدین ترتیب روند چهره های یک روشی بسار قابل اعتماد در تشخیص چهره ارائه می دهد.

منابع :

علیخانزاده

کتاب Data Mining

مقاله بررسی تطبیقی نظریه های یادگیری در روان شناسی

و مدل های یادگیری ماشین

علیرضا انصاری

لیلا چراغ ملایی

کارشناسی کامپیوتر ۸۰

کارشناسی روان شناسی ۸۰

مقاله نگرشی کلی بر مدل های یادگیری ماشین

علیرضا انصاری

بابک فره وشي

امیرحسین ابطحي زاده
کارشناسی کامپیوتر ۸۰

کارشناسی کامپیوتر ۸۱

کارشناسی کامپیوتر ۸۰

انتشارات جلوه

مقدمه ای بر هوش مصنوعی توزیع شده

دکتر محمود البرزی

آشنایی با شبکه های عصبی

دکتر محمد باقر منهاج

مبانی شبکه های عصبی

سایت WikiePedia

McGraehill

اصول Neuroscience

AP

مبانی Neuroscience

هوش مصنوعی دکتر فهیمی

هوش مصنوعی بن کوپین

سعید شیری

اسلایدهای شبکه های عصبی