

دانشگاه صنعتي امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)

دانشكده مهندسی پزشکی

پایان‌نامه کارشناسی

گرایش بیومتریال

ارزیابي و تحلیل روش های تشخیص زود هنگام، تهاجمی و غیر تهاجمي ، اپتیکی بیماری سرطان روده بزرگ

نگارش

علی عارفی راد

استاد راهنما

دکتر محمد ربیعی

استادمشاور

دکتر عاطفه سلوک مفرد

بهار 1402

صفحه فرم ارزیابی و تصویب پایان نامه- فرم تأیید اعضاء كميته دفاع

در این صفحه فرم دفاع یا تایید و تصویب پایان نامه موسوم به فرم کمیته دفاع- موجود در پرونده آموزشی- را قرار دهید.

اينجانب علی عارفی راد متعهد مي‌شوم كه مطالب مندرج در اين پايان نامه حاصل كار پژوهشي اينجانب تحت نظارت و راهنمايي اساتيد دانشگاه صنعتي اميركبير بوده و به دستاوردهاي ديگران كه در اين پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذكر گرديده است. اين پایان نامه قبلاً براي احراز هيچ مدرك هم‌سطح يا بالاتر ارائه نگرديده است.

در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرك تحصيلي صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پيگيري قانوني خواهد داشت.

كليه نتايج و حقوق حاصل از اين پایان نامه متعلق به دانشگاه صنعتي اميركبير مي‌باشد. هرگونه استفاده از نتايج علمي و عملي، واگذاري اطلاعات به ديگران يا چاپ و تكثير، نسخه‌برداري، ترجمه و اقتباس از اين پایان نامه بدون موافقت كتبي دانشگاه صنعتي اميركبير ممنوع است.   
نقل مطالب با ذكر مآخذ بلامانع است.

علی عارفی راد

امضا

**تقدیر و تشکر**

تقدیم به مقدس ترین واژه ها در لغت نامه دلم، مادر مهربانم که زندگیم را مدیون مهر و عطوفت آن می دانم.

پدر، مهربانی، مشفق، بردبار و حامی.

خواهرم همراه همیشگی و پشتوانه ی زندگیم.

از استاد گرامیم جناب آقای دکتر محمد ربیعی بسیار سپاسگذارم چرا که بدون راهنمایی های ایشان تأمین این پایان نامه بسیار مشکل می نمود. توفیقات روز افزون ایشان را توأم با صحت و سعادت خواستارم.

چكيده

همانند کشورهای توسعه یافته سرطان کولورکتال در کشورهای در حال توسعه نیز به شدت در حال افزایش است. هر چنددر سال های اخیر نیز مشاهده شده که این بیماری در میان جوانان نیز در حال افزایش است. از طرفی محبوب بودن رژیم غذایی غربی که زمینه ساز ابتلا به این بیماری است نگرانی ها را افزایش داده است. هر چند تشخیص سریع و زود هنگام این بیماری نه تنها هزینه های درمان را کاهش داده بلکه می تواند باعث افزایش شانس زنده مانی بیماران نیز شود. و به همیندلیل برخی از کشورها، برنامه های غربالگری سالانه برای جمعیت بالای ۵۰ سال خود در نظر گرفته اند اما بیشتر روش های کنونی حساسیت کافی برای تشخیص بیماری در مراحل اولیه نداشته یا عوارض جدی به دنبال دارند. بنابراین توسعه روش های ایمن و کم خطر که در دسترس، دقیق و ارزان قیمت باشد می تواند کمک شایانی به کشورها در اجرای برنامه های غربالگریکند. و در میان روش های جدید برای تشخیص زودهنگام سرطان کولورکتال زیست حسگرهای نوری یکی از بهترین گزینه هاست.

واژه‌های کلیدی:

سرطان روده بزرگ, یادگیری ماشین, شبکه, بیوسنسور، غير تهاجمي، روش هاي اپتيكي، هوش مصنوعي، یادگيري عميق ماشيني، تصویر برداري پزشكي

|  |  |
| --- | --- |
| **فهرست مطالب** | **صفحه** |

[**فصل اول: مقدمه 1**](#_Toc102074408)

[**فصل دوم فیزیک نور و اپتیک 6**](#_Toc102074416)

1.2. مقدمه نور [7](#_Toc102074417)

2.2.پيدايش فيزيك نوين.............................................................................................................................................7

[3-2- فيزيك نور 8](#_Toc102074419)

[4-2- شكست نور و نتايج حاصل از آن 9](#_Toc102074420)

[5-2- ماهيت نور 12](#_Toc102074421)

[6-2- كشف بزرگ فرنل 13](#_Toc102074422)

7-2- اندازه گيري سرعت نور...................................................................................................................................14

2-8- رنگ.....................................................................................................................................................................19

2-9- نحوه رنگی دیدن اشیا.....................................................................................................................................20

2-10- واکنش اجسام مختلف در مقابل نور........................................................................................................22

2-11- نقش نور و رنگ در پزشکی........................................................................................................................24

[**فصل سوم: سرطان روده بزرگ 25**](#_Toc102074408)

1-3-سرطان [26](#_Toc102074417)

3-2- نحوه پیدایش سرطان.....................................................................................................................................26

3-3- [بدخیم شدن سرطان 27](#_Toc102074419)

4-3- [علائم هشدار دهنده سرطان 27](#_Toc102074420)

5-3- [انواع سرطان ها 28](#_Toc102074421)

6-3- [راه های پیشگیری 29](#_Toc102074422)

7-3- درمان.................................................................................................................................................................29

8-3- رژیم غذایی در سرطان...................................................................................................................................30

9-3- سرطان روده بزرگ..........................................................................................................................................34

10-3. عوامل خطر......................................................................................................................................................36

11.3. علائم و نشانه ها..............................................................................................................................................36

12-3- غربالگری و تشخیص...................................................................................................................................37

13-3- مراحل سرطان..............................................................................................................................................38

14-3- روش های درمانی........................................................................................................................................39

15-3- دستورالعمل برنامه پیشگیری، تشخیص زودهنگام و غربالگری سرطان روده بزرگ......................41

16-3- تشخیص زودهنگام و غربالگری.................................................................................................................42

3-17- نقش رنگ در سرطان کولون......................................................................................................................43

[**فصل چهارم حسگرهای زیستی 44**](#_Toc102074423)

[1-4- مقدمه ای بر حسگرهای زیستی 45](#_Toc102074424)

[2-4- بیوسنسور 45](#_Toc102074425)

3-4- [توسعه و انواع بيوسنسورها 48](#_Toc102074426)

[**فصل پنجم یادگیری ماشین 71**](#_Toc102074432)

[1-5- مقدمه 72](#_Toc102074433)

[2-5- شبكه عصبي و یادگیری ماشین 72](#_Toc102074434)

[3-5- يادگيري در سيستم هاي بيولوژيك 76](#_Toc102074435)

5-4- سازمان مغز و هوش مصنوعی.......................................................................................................................77

5-5- معرفي چند نوع شبكه عصبي.......................................................................................................................86

5-5-1- پرسپترون.....................................................................................................................................................86

5-5-2- شبكه Back Propagation .............................................................................................................97

5-5-3- شبکه‌هاي Hopfield...........................................................................................................................117

5-5-4- ماشين BOLTZMAN....................................................................................................................128

5-5-5- شبكه كوهونن..........................................................................................................................................140

6-5- كاربرد یادگیری ماشین در شبكه هاي عصبي.......................................................................................143

5-7- آزمايش تورينگ...........................................................................................................................................148

5-8- یادگیری ماشین............................................................................................................................................155

5-8-1-اهمیت یادگیری ماشین..........................................................................................................................156

5-8-2- انواع مختلف یادگیری ماشین...............................................................................................................156

5-8-3- کاربرد یادگیری ماشین..........................................................................................................................161

5-8-4- مزایا و معایب یادگیری ماشین............................................................................................................163

5-8-5- مزایا و معایب یادگیری ماشین............................................................................................................164

[**فصل ششم مطالعات مرتبط 166**](#_Toc102074436)

[1-5- مقالات 167](#_Toc102074437)

[**فصل هفتم جمع‌بندي و نتيجه‌گيري و پیشنهادات جمع‌بندي و نتيجه‌گيري 180**](#_Toc102074438)

[**منابع و مراجع 185**](#_Toc102074439)

|  |  |
| --- | --- |
| **فهرست اشكال** | **صفحه** |

[Figurشکل 1.3. توده سرطانی روده بزرگ 34](#_Toc102890603)

[Figure 2 شکل 2.3. نقش رنگ در سرطان کولون 43](#_Toc102890604)

[Figure](#_Toc102890605)

[Figure 4 شکل 1.4. طرحی شماتيک از اجزای اصلی بيوسنسور. 45](#_Toc102890606)

[Figure 5 شکل 2.4. نمونه ای از بيوسنسور پتانسيومتريک 51](#_Toc102890607)

[Figure 6 شکل 3.4 نمای شماتيک يک بيوسنسور آمپرومتريک 56](#_Toc102890608)

[Figure 7 شکل 4.4. فروسن 59](#_Toc102890609)

[Figure 8 شکل 5.4. فروسن 60](#_Toc102890610)

[Figure 9 شکل 6.4. سه نسل از بيوسنسورهای آمپرومتريک 61](#_Toc102890611)

[Figure 10 شکل7.4. نمايي شماتيک از بيوسنسور لاکتوز 63](#_Toc102890612)

[Figure 11 شکل8.4. طرح شماتيک يک بيوسنسور کالريمتريک 65](#_Toc102890613)

[Figurشکل 1.5. نورون مغزی 77](#_Toc102890603)

[Figurشکل 2.5. مدلسازی 87](#_Toc102890603)

[Figurشکل 3.5. تابع هوي سايد 89](#_Toc102890603)

[gurشکل 4.5. پرسپترون چند لايه 95](#_Toc102890603)

[gurشکل 1.6. مراحل تشکیل تصویر هیستوپاتولوژی 168](#_Toc102890603)

[gurشکل 2.6. بافت طبیعی و بد خیم روده 170](#_Toc102890603)

[gurشکل 3.6. تکنیک های طبقه بندی تصاویر سرطان روده 171](#_Toc102890603)

|  |  |
| --- | --- |
| **فهرست جداول** | **صفحه** |

[جدول 1.5. تفاوت‌هاي بنيادي دو روش محاسباتي........................................................................................................84](#_Toc102890603)

جدول 2.5. نحوه عملكرد سنسورها و ارتباط آن با وضعيت چرخ هاي ربات..........................................................150

# 

# فصل اول: مقدمه

سرطان کولورکتال (CRC) سومین سرطان شایع در سرتاسر جهان در بین مردان و زنان، دومین علت مرگ و میر مربوط به سرطان، و علت اصلی مرگ و میر در سرطان دستگاه گوارش است. خطر ابتلا به این سرطان با عادات بد غذایی، سیگار کشیدن، بیماری التهابی روده، پولیپ، عوامل ژنتیکی و افزایش سن مرتبط است . از میان بیمارانی که سرطان کولورکتال تشخیص داده می شود، 90 درصد آنها بالای 50 سال و با میانگین سنی 64 سال هستند. با این حال، این بیماری در بیمارانی که در سنین پایین‌تر تشخیص داده می‌شوند، تهاجمی‌تر است. طبق گزارش انجمن سرطان آمریکا، بیش از 49700 مرگ در سال 2015 به این بیماری اختصاص داشت. [1]

هر 3 سال یک بار، انجمن سرطان آمریکا یک به روز رسانی از وقوع CRC را بر اساس داده های بروز (در دسترس تا سال 2016) از ثبت سرطان مبتنی بر جمعیت و داده های مرگ و میر (تا سال 2017) از مرکز ملی آمار سلامت ارائه می دهد. در سال 2020، تقریباً 147950 نفر مبتلا به CRC تشخیص داده می شوند و 53200 نفر بر اثر این بیماری جان خود را از دست خواهند داد، از جمله 17930 مورد و 3640 مرگ در افراد کمتر از 50 سال.[2]

در سرطان کولورکتال (CRC) نشان داده شده است که غربالگری روشی موثر برای شناسایی اولیه CRC و ضایعات پیش سرطانی و کاهش عوارض و مرگ و میر آن است. چندین نوع آزمایش غیرتهاجمی برای غربالگری CRC ایجاد شده است، از جمله آزمایش خون مخفی مدفوع (FOBT)، آزمایش ایمونوشیمیایی مدفوع (FIT)، آزمایش DNA مبتنی بر مدفوع و آزمایش DNA مبتنی بر خون (آزمایش SEPT9). FIT به دلیل حساسیت بالا، ویژگی و هزینه کم، جایگزین FOBT شده و به تست غربالگری اصلی تبدیل شده است. تست DNA مدفوع حساسیت بالاتری نسبت به FIT نشان داد، اما هزینه فعلی آن برای سنجش غربالگری بالا است[3].

یکی از روش‌های بالقوه برای حمایت از تشخیص سرطان از طریق اندازه‌گیری ترکیبات آلی فرار (VOCs) است که فرآیند بیولوژیکی بیماری را منعکس می‌کند. این VOCهای بدن بازتاب اثرات فیزیولوژیکی و متابولیسم فرد و محیط اطراف آنها هستند.

چندین تکنیک برای تشخیص و تجزیه و تحلیل VOCs موجود است. کروماتوگرافی گازی - طیف سنجی جرمی (GC-MS) به عنوان روش استاندارد طلایی برای تشخیص VOCs با حساسیت و ویژگی بالا در نظر گرفته می شود. با این حال، این روش های تحلیلی ممکن است برای اجرای عملی نامناسب باشند، زیرا گران هستند، زمان تجزیه و تحلیل طولانی دارند و به پرسنل بسیار آموزش دیده نیاز دارند. یک جایگزین، بینی الکترونیکی (e-nose) است که می تواند به عنوان یک قطعه غیر تهاجمی، سریع و قابل حمل استفاده شود که همچنین ممکن است نتایج را با هزینه کمتر در هر آزمایش ارائه دهد. بینی الکترونیکی ابزاری است که برای حس بوها طراحی شده است نه به صورت جداگانه و معمولاً با استفاده از مجموعه ای از حسگرهای شیمیایی مختلف آنها را متمایز می کند.[4]

کولونوسکوپی ترجیح داده شده ترین روش غربالگری است، اما به دلیل ملاحظات عملی مانند هزینه، کمبود پرسنل و امکانات، به طور گسترده اجرا نمی شود. برای رسیدگی به این نگرانی ها، طیف سنجی رامان (RS) به دلیل پتانسیل آن به عنوان یک ابزار تشخیصی غیرتهاجمی سریع به عنوان یک جایگزین مناسب پیشنهاد شده است. RS یک ابزار تشخیصی غیر مخرب، دقیق و در عین حال سریع است که پتانسیل زیادی در غربالگری و تشخیص زودهنگام CRC دارد. بیوپسی مایع و آندوسکوپی مبتنی بر RS فرصت‌های منحصر به فردی را برای ایجاد یک روش غیرتهاجمی کم هزینه که برای غربالگری در مقیاس بزرگ CRC مناسب است، ارائه می‌دهد.[5]

ویرچوال کلونوسکوپی یا سي تي کولوگرافي يا کولونوسکوپي مجازي يک روش جديد راديولوژي است که براي جستجو پوليپ هاي کولون(روده بزرگ) يا سرطانهاي مربوط به آن از سی تی اسکن با دوز کم اشعه استفاده می کند. کولونوگرافی مجازی از اسکنر توموگرافی کامپیوتری (CT) و روش‌های بازسازی کامپیوتری برای ارزیابی بصری کولون و رکتوم برای پولیپ‌ها و سرطان‌های کولورکتال استفاده می‌کند.

مزایای سی تی کولونوگرافی این است که نسبت به کولونوسکوپی کمتر تهاجمی است، نیازی به آرامبخشی یا بیهوشی ندارد، میزان عوارض پایینی دارد و برای افرادی که بیماری های همراه پزشکی دارند که مانع کولونوسکوپی سنتی می شود، نسبتاً ایمن است. در مقایسه با mt-sDNA، CT کولونوگرافی آدنوم های پیشرفته تری را تشخیص می دهد و ارزش اخباری مثبت بالاتری دارد. برخلاف آزمایش های غربالگری مبتنی بر مدفوع، اغلب در صورت نیاز امکان ارزیابی آندوسکوپی در همان روز را فراهم می کند. علاوه بر این، سی تی کولونوگرافی می تواند بدخیمی مهاجم و وجود متاستاز را ارزیابی کند و پتانسیل غربالگری سایر شرایط از جمله تراکم استخوان ضعیف، کلسیفیکاسیون آئورت و استئاتوز کبدی را دارد.[6]

سنجش یون آهن (Fe3+) به دلیل نقش حیاتی آن در انواع عملکردهای حیاتی سلول، توجه مورد توجه را به خود جلب کرده است. دو ترکیب جدید مبتنی بر سیانین نزدیک به مادون قرمز (NIR) CAM و CAT دارای گروه عاملی اتصال خاص برای تشخیص یون آهن (Fe3 +) توسعه داده شدند. جالب است که در مقایسه با CAT ، تنها CAM با گروه N-(2- هیدروکسی اتیل) استامید به عنوان گیرنده می تواند یون Fe3+ را با گزینش پذیری و حساسیت بالا تشخیص دهد. تغییر رنگ "چشم غیر مسلح" از سبز نخودی به آبی تیره، CAM را قادر می سازد تا به عنوان یک حسگر رنگ سنجی بسیار کارآمد برای یون Fe3+ عمل کند. علاوه بر این، پاسخ منحصر به فرد فلورسانس NIR CAM با Fe3+ نیز در حضور سایر یون‌های فلزات واسطه رقابتی یا کاتیون‌های سلولی مشاهده شد. در نهایت، CAM با نفوذپذیری غشایی عالی برای نظارت بر Fe3+ در سلول های سرطان کولورکتال با میکروسکوپ فلورسانس با موفقیت به کار رفت. این کار یک پروب انتخابی NIR Fe3+ رنگ سنجی و فلورومتری را ارائه می دهد که بر اساس اصلاح تری کربوسیانین های معمولی و مطالعات تصویربرداری سلولی نشان می دهد که این حسگر قادر به سنجش درون سلولی Fe3+ در سلول های زنده سرطان کولورکتال و در نهایت موجودات کامل است.[7]

سرطان کولورکتال سومین نوع شایع سرطان در آسیب شناسی انکولوژیک است. در حال حاضر، این سرطان شایع ترین سرطان بدخیم در دستگاه گوارش است که 13 درصد از کل تومورهای بدخیم را تشکیل می دهد و دومین علت شایع مرگ و میر مربوط به سرطان بر مردان و زنان به همان شیوه در سراسر جهان، کشورهای توسعه یافته و توسعه نیافته تأثیر می گذارد و انتظار می رود در سال های آینده بر میزان مرگ و میر بیماری های قلبی غلبه کند. شناخت عوامل مستعد کننده، مکانیسم ها، روش های تشخیصی، درمان متاستازهای کبدی با توجه به وضعیت آناتومیکی آنها در حفره شکمی حیاتی است.اتخاذ برنامه‌های بیشتر و بهتر در نظام سلامت با هدف‌های متمرکز بر پیشگیری، تشخیص زودهنگام و درمان کافی که به بقا و پیش آگهی بیماران کمک می‌کند بسیار مهم است.

در این پژوهش می خواهیم به بررسي و تحلیل این گونه روش های غیرتهاجمي و تهاجمی برای بیماری سرطان روده بزرگ بپردازیم.

# 

# فصل دوم فیزیک نور و اپتیک

1.2. [مقدمه نور](http://hosc.blogfa.com/post/189)

علم فيزيك يكي از شاخه هاي مهم علوم است تا آنجا كه دانشمندان آن را زير بناي بسياري از علوم تجربي مي دانند.تاكنون تعريف هاي زيادي ازاين شده است.برخي از دانشمندان در تعريف آن مي گويند:علم فيزيك علم تحقيق در خواص اجسام وقوانيني است كه به وسيله آن قوانين تغيير حالت وحركت اجسام، بدون تغيير ماهيت آنها مورد مطالعه قرار مي گيرد. برخي از دانشمندان آن را علمي مي دانند كه درباره اجزاي اصلي تشكيل دهنده مواد و نيروهايي كه آن اجزا بر يكديگر اعمال مي كنند و نيز نتايج حاصل از اعمال اين نيروها بحث مي كند. علم فيزيك تحت عنوان قديم ترش يعني، فلسفه طبيعي تا نيمه دوم قرن بيستم ميلادي طيف وسيعي از علوم شامل مي شد ولي به تدريج كه شاخه هايي به صورت علوم خاص (شيمي، نجوم، فلزات، هواشناسي و...) از آن جدا شدند،به مرزهاي فعلي خود محدود شد.در حدود سال 1870.م نام جديد فيزيك جايگزين نام قديم تر اين علم شد.برخي از دانشمندان علم فيزيك راعلم انرژي نيز ناميده اند. تا نيمه دوم قرن بيستم علم فيزيك تنها به3 شاخه تقسيم مي شد اما پيشرفت هاي سريع و شگفت انگيز آن در نيمه دوم قرن بيستم بر تعداد شاخه هاي اين علم افزود.گسترش دانش بشري در هر يك از شعبه هاي اين علم آنچنان است كه حتي انسان هاي بسيار هوشمند به سختي مي توانند در هر يك از آنها به مرحله تخصصي برسند و ترديدي نيست كه هر يك از اين شاخه ها در آينده نزديك، خود به شاخه هاي متعدد ديگر تقسيم مي شوند[8, 9].

2.2. پيدايش فيزيك نوين

سير تحولات علم فيزيك تنها به رد شدن برخي از نظرات نيوتن درباره نور منجر نمي شد. در اواخر قرن نوزدهم، دانشمندان با پديده هاي جديدي روبه رو شدند كه قوانين و اصول شناخته شده در فيزيك از حل بسياري از آنها عاجز مانده بود و لازم بود كه براي توجيه آنها طراحي جديد اعلام گردد. از همين رو دانشمندان علم فيزيك را به فيزيك كلاسيك و فيزيك نوين تقسيم كردند. اگر چه اين بدان معني نيست كه همه قوانين فيزيك كلاسيك بي اعتبار بوده است اما اكتشافات انسان در اواخر قرن نوزدهم در زمينه سرعت نور، پديده فوتو الكتريك، طيف تابشي و جذبي گازها، تابش مداوم اتم ها، خاصيت راديو اكتيويته با معادلات و روابط موجود در فيزيك كلاسيك قابل توجيه نبود و لذا فيزيك نوين جاي فيزيك كلاسيك را گرفت. فيزيك كلاسيك متضمن كشف هايي در الكتريسيته و مغناطيس بود. فارادي پي برد كه از واكنش ميان ميدان هاي الكتريكي و مغناطيسي بايد اختلالات الكتريكي متحركي به صورت موج، نتيجه شود. ماكسول به انديشه هاي فارادي قالبي رياضي داد و توانست سرعت حركت اين امواج را حساب كند. آزمايش هاي تامس يانگ درباره ي تداخل نور، ثابت كرد كه نور متشكل از امواج است نه ذرات فرنل، ثابت كرد كه وقتي نور از سوراخ هاي ريز مي گذرد و موانع را دورميزند، الگوهاي تداخلي (آثار پراش) بوجود مي آيد. در آغاز قرن نوزدهم رامفورد نشان داد كه گرما نوعي انرژي است و كارنو با سيكل كارنو، علم ترموديناميك را بنيان نهاد.اين مباني به نظريه ي جنبشي گازها انجاميدوعلاوه بر اين، مفهوم آنتروپي از آنها زاده شد[9]. در اواخر قرن نوزدهم به نظر ميرسيد كه ديگر چيزچنداني براي كشف كردن باقي نمانده است؛اما چند كشف بزرگ همه چيز را تغيير داد:كشف الكترون و پرتو رونتگن يا پرتو X و نظريه كوانتا موجب پديد آمدن فيزيك نوين گشت كه در ادامه به شرح آن مي پردازيم.

3.2. فيزيك نور

از ميان همه ي شاخه هاي فيزيك، بي گفتگو مبحث نور شاخه اي  است كه كار تحقيق در آن از همه بيشتر پيش  رفته است. مطالعه ي نور از دوران تمدن يونان باستان آغاز شد اما دانشمندان يوناني دستاوردهاي چنداني در اين زمينه نداشتند. نور شناسي در سده ي17 بيش از همه ي رشته هاي فيزيك جز مكانيك پيشرفت كرد. در اوايل سده ي 17 عينك سازان هلندي با آزمايش و روي هم نهادن عدسي ها سرانجام به اصول تلسكوپ و ميكروسكوپ پي بردند.در دوران شكوفايي تمدن اسلامي چند تن از دانشمندان به پژوهش درباره ي نور پرداختند كه مشهورترين آنان ابو علي حسن بن الحسن بن الهيثم بصري (354-430 ه ق) مشهور به ابن هيثم، رياضيدان، طبيب و فيزيكدان بصره اي است. ابن هيثم در بصره متولد شد و در همان جا به تحصيل علوم رياضي و طبيعي پرداخت ودر رشته ي نور شناسي به مقام استادي رسيد. علاقه ي ابن هيثم به فنون مختلف و مهارت در ساختن و به كار بردن ابزار مكانيكي او را به شهرت رسانيدبه طوريكه خلفاي فاطمي او را به مصر دعوت كردند تا با ارائه روش هاي فني از طغيان هر ساله رود نيل كه موجب ضررهاي بسيار ميشد جلوگيري كند. تعداد آثار باقيمانده از ابن هيثم در فيزيك،نجوم ورياضيات بالغ بر دويست تاليف بوده است و علاوه بر تاليف هاي شخصي شرح هايي بر كتاب هاي ارسطو و جالينوس نوشته است.ابن هيثم در مهمترين كتابش در مورد نور شناسي، دركتاب المناظر ،پديده هاي شكست ،بازتابش نور،سرعت نور در محيط هاي شفاف متفاوت، اتاق تاريك و نيز رنگين كمان را مورد مطالعه قرار داده است. ابن هيثم در مورد آينه هاي سوزان مدور نوشته است: «اشعه ي خورشيد ،به خط مستقيم پيش مي آيندو بر هر سطح صيقلي به زاويه هاي مساوي انعكاس پيدا مي كنند ،يعني شعاع هاي تابش وانعكاس با خطي كه در نقطه ي تابش بر سطح منعكس كننده مماس شده و درسطح انعكاس باشد،زاويه هاي مساوي مي سازند»[10-12].

4.2. شكست نور و نتايج حاصل از آن

يوهانس كپلر (1571-1630م) منجم ورياضيدان آلماني ومؤسس واقعي علم نجوم تلاش زيادي براي پيدا كردن قوانين شكست نور انجام داد ولي چندان موفقيتي به دست نياورد. رنه دكارت (1596-1650م) فيلسوف، رياضيدان و عالم فرانسوي در اين مورد به كوشش هايي دست زد. دكارت با كشف قانون صحيح شكست نور، هلندي ها را به ساختن عدسي هايي با كيفيت هاي عالي توانا ساخت.

دكتر ابوالقاسم قلمسياه درباره ي نظرات رنه دكارت راجع به قانون هاي شكست نور مي نويسد:

«....، شكست نور را از مدت ها پيش مي شناختند و تلاش زيادي براي پيدا كردن قوانين آن به عمل آمده بود ولي هميشه نا موفق بودند. الحسن دانشمند فيزيكدان اسلامي هم آزمايشهاي نسبتأ دقيقي در اين زمينه انجام دادو كار اندازه گيري را تا زاويه تابش 180 درجه ادامه داد ونسبت بين زاويه هاي فرود و شكست را حساب كرد.كپلر نيز به اين كار راغب شد،ولي هيچكدام نتوانستند رابطه ي مشخصي را بدست آورند. سرانجام دكارت در سال 1617م. قانون شكست نور(sini=nsinr ) را كه در كشور فرانسه به نام خود او معروف شد بيان كرد،او نور را متشكل از ذرات ريزي در نظر گرفت كه در محيط چگالتر تندتر از هوا حركت مي كنند ولي پيردوفرما (1601-1665م.) رياضيدان فرانسوي، اين نظريه را مورد انتقاد قرار داد: فرما قانون را پذيرفت ولي توجيه آن را رد كرد. در مقابل،اصل مهمي را بيان كرد كه به نام خود او اصل فرما ناميده مي شود،و طبق اين اصل، نور براي رفتن از يك نقطه به نقطه ديگر همواره مسيري را مي پيمايد كه زمان آن مينيمم است.قانون شكست از اين اصل با اين شرط نتيجه گرفته شدكه نور برعكس نظريه دكارت،هوا را تندتر از آب سير مي كند.اين اختلاف نظر بين دكارت وفرما نزاع سختي به وجود آوردو هر يك از آنان به شدت از نظريه خود دفاع مي كردند. مردم مي بايستي منتظر فرا رسيدن قرن نوزدهم ميلادي مي بودند تا با دادن حق به فرما به اين اختلاف نظر خاتمه داده شود.

به هر صورت، دكارت به كمك قانونش توانست به درستي پديده ي رنگين كمان را با تعقيب مسير واقعي پرتوهاي نور درون قطره هاي آب معلق در هوا تشريح كند.در آن زمان هنوز حساب ديفرانسيل طرح نشده بود .او روش شجاعانه اي بكار برد:از اين قرار كه ده هزار پرتو نور موازي كه بطور منظم درجه بندي شده بودند روي يك قطره ي كروي تاباند و با تعقيب هر يك ازآنها همه ي زواياي خروجي را حساب كرد و پي برد كه پرتوهاي ورودي به ازاي زاويه 30 و41 در دانه باران انبار مي شوند ودر نتيجه شكل و مقطع رنگين كمان اول را توضيح داد و همين كار را براي رنگين كمان دوم نيز كرد.اين نتايج توسط نيوتن كامل شد و او تجزيه نور را تشريح كرد.

قانون شكست نور كم كم اين امكان را به وجود آورد كه طرز كار عدسي ها و در نتيجه اسباب هاي اپتيكي عدسي دار و همچنين اعمال چشم مورد دقت قرارگيرند.پديده هاي رؤيت بهتر درك شدند.كپلر اطمينان حاصل كرد كه قاعدتأ از يك شئ تصويري معكوس بر روي پرده شبكيه تشكيل مي شود.اين فكر توسط شينر به اثبات رسيد،به اين طريق كه وي چشم گاو را گرفت و پوسته روي آن را تا شبكيه برداشت و آن را به طرف نور چرخاند و ديد كه تصويري واضح و معكوس تشكيل مي شود .همين محقق پي بردكه تطابق با فاصله،در اثر تغيير تحدب عدسي چشم صورت مي گيرد. ماريوت (1620-1684م.) نيز كشف كرد كه محل ورود عصب بينايي يك نقطه كور است.

در نيمه قرن هفدهم ميلادي تصور مي رفت كه همه چيز درباره ي شكست نور گفته شده است.ولي در سال1669م.يك نفر دانماركي به نام پارتولين موضوع تازه اي را كشف كرد:وي ضمن امتحان يك بلور اسپات ديسلند،كه توسط خريداران آن به كپنهاگ باز آورده شده بود،مشاهده كرد كه از پشت آن تمام اشياء مضاعف ديده مي شوند.پديده شكست مضاعف ،مورد سوال دانشمندان قرار گرفت و آنان را سخت مشغول داشت  ولي تا قرن نوزدهم بدون جواب ماند».

از جمله تحقيقاتي كه در زمينه ي فيزيك نور در آغاز قرن نوزدهم ميلادي صورت پذيرفت پژوهشي بود كه در سال 1802م. توسط ويليام هرشل (1738-1822م.) انجام گرفت. هرشل مطالعات خود را بر روي طيف نوري امواج الكترومغناطيس انجام داد.البته اين در حالي بود كه او از ماهيت امواج الكترومغناطيس آگاهي نداشت و صرفأ تحقيق خود را بر روي نور خورشيد كه خود نوعي از امواج طيف نوري الكترومغناطيس  مي باشد متمركز نمود.ولي مشاهدات خود را در زمينه ي توليد حرارت نور خورشيد كه ناشي از بخش مادون قرمز آن است انجام داد. مقارن همين اوقات دو دانشمند ديگر به نام هاي يوهان ويلهلم ريتر (1776-1810م.) و بعد از او ولستن (1766-1828م.) تحقيقاتي در زمينه ي اثرات شيميايي بخش ماوراء بنفش  نور خورشيد انجام دادند.آنان دريافتند كه اثر شيميايي نور(مثلا سياه كردن كلرور نقره) تا ناحيه ي فرابنفش ادامه دارد[13-15].

5.2. ماهيت نور

در سده ي 17 سه فرضيه رواج داشت: ذره اي ،طولي و عرضي. هر سه فرضيه روح مكانيكي آن عصر را باز مي تافتند؛ زيرا هر سه ي آنها نور را به اعتبار ماده و حركت تفسير مي كردند.

نظريه موجي نور: اين نظريه نخست در سال 1665م.توسط رابرت هوك فيزيكدان انگليسي مطرح شد و دو سال بعد كريستيان هويگنس هلندي آن را به صورت كامل تري بيان كرد.در سال 1873م. ماكسول ثابت كرد كه نور از جنس امواج الكترومغناطيسي با طول موج كوتاه است.

نظريه ذره اي نور: آيزاك نيوتن فيزيكدان،رياضيدان وفيلسوف انگليسي طرفدار نظريه ذره اي نور بود.اما اين نظريه در سال 1801م.از اعتبار افتاد زيرا كه تامس يانگ فيزيكدان و پزشك انگليسي  با آزمايش هاي خود اعتبار نظريه موجي را بيشتر كردو نظريه ذره اي را عقب راند.او با پژوهش پيرامون تداخل و پراش دلايل تازه اي به سود نظريه موجي بدست آورد. او و هويگنس هم عقيده بودند كه امواج نور،طولي است واز نوسان هاي سريع فشار در اتر پديد مي آيد.تامس يانگ در نوجواني زبان هاي لاتيني، فرانسوي، ايتاليايي حتي عربي و فارسي را فرا گرفت. سپس به تحصيل پزشكي پرداخت.يانگ در ضمن تحصيل پزشكي مطالعاتي روي چشم مخصوصا اثر رنگ هاي قرمز و بنفش بر آن انجام داد.وي در باره ي سازوكار (مكانيسم) صداي انسان نيز مطالعاتي به عمل آورد.

وي بعد متوجه نورشناسي (اپتيك) شد و نشان داد كه بسياري از آزمايش ها ي نيوتن درباره ي نور را مي توان با نظريه ي موجي نور به آساني توجيه كرد.او با آزمايش هايي كه انجام داد پديده تداخل را توضيح داد، ولي درسال 1801م. نظرات خود را به انجمن سلطنتي انگلستان عرضه كرد با بي تفاوتي همكاران خود كه به نظريه هاي پيشين پايبند بودند مواجه شد.يانگ به جاي اينكه روي فرضيه ي خود پافشاري كند وآن را به دقت اثبات نمايد اپتيك را رها كرد و به مطالعه ي شاخه ديگري از دانش زمان خود پرداخت. احتمالا يكي از علل روي آوردن يانگ به شاخه هاي متعدد علم و رها كردن آنها بدون نتيجه گيري عميق ودقيق، همين عدم ثبات او در پيگيري كامل موضوع  مورد مطالعه اش بوده است.

يكي ديگر از دانشمنداني كه درباره ي نور مطالعاتي انجام داد اتين لوئي مالوس (1788-1812م.) افسر مهندس و فيزيكدان فرانسوي بود.مهمترين كشف وي كشف نور پولاريزه يا نور قطبيده بود اين كشف بزرگ در سال 1808م.انجام شد[16, 17].

6.2. كشف بزرگ فرنل

يكي از دانشمندان پيشتاز در پژوهش هاي مربوط به نور اگوستين ژان فرنل (1788-1827م.) فيزيكدان سخت كوش فرانسوي است كه با آزمايش هايي كه در زمينه تداخل و انكسار مضاعف انجام داد توانست نظريه ي موجي نور را ثابت كند.

فرنل هم نظريه پرداز بود و هم آزمايشگري قابل وي ابتدا هيچ وسيله اي براي آزمايش نداشت، اما با استفاده از نبوغ خود دو آينه ساخت (آينه هايي كه به آينه فرنل معروف مي باشند) و از طريق آنها توانست نظريه ي موجي نور را شرح دهد. وي به تدريج وسايل تازه ديگري براي آزمايش هاي خود ساخت. او با اين وسايل جديد  و با كوشش شبانه روزي توانست به مسئله پراش نور و آزمايش روي آن و شرح اين پديده بر اساس همان نظريه موجي نور بپردازد. فرنل براي توجيه اين پديده چنين فرض كرد كه ارتعاشات امواج نور در راستاي انتشار آنها صورت نمي گيرند بلكه عمود بر راستاي انتشارند، به عبارت ديگر،ارتعاشات نوري عرضي هستند نه طولي.

فرنل توانست از يك طرف نظريه كاملي بر پايه محاسبات رياضي وضع كند و از طرف ديگر آزمايش هايي بسيار عالي طرح ريزي نمايد كه مبين نتايج پيشگويي شده به وسيله نظريه ،حتي در مواردي كه متناقض به نظر مي رسيدند،باشند.نظريه او به سرعت در سطح جهاني پذيرفته شد.

به نظريه فرنل اشكالاتي نيز وارد بود. در واقع نظريه او در توجيه بعضي ازپديده ها ناكار آمد بود. اما از آنجايي كه اين نظريه در زمان فرنل در توجيه بسياري از پديده ها ي نوري موفق بود لذا دانشمندان معاصر او اين نظريه را به عنوان مرجع اصلي در توجيه پدهده هاي نوري قرار دادند[11, 18, 19].

7.2. اندازه گيري سرعت نور

در زمينه اندازه گيري سرعت نور دو فيزيكدان فرانسوي نقش مهمي داشتند.اين دو تن ژان برنارلئون فوكو(1819-1868م.) و لويي فيزو(1819-1896م.) نام داشتند. آنان ابتدا با هم كار مي كردند ولي پس از مدتي از هم جدا شدند. اين جدايي موفقيت هر دوي آنها را به تاخير انداخت. فيزو قبل از فوكو در اين اندازه گيري موفق شد. او با روش چرخ دندانه دارش زمان رفت و برگشت نور را در يك فاصله ي  هشت كيلومتري كه كمتر از ده ميليونيم ثانيه بود اندازه گرفت و سرعت انتشار نور را 315300 كيلومتر در ثانيه به دست آورد.

يك سال بعد، فوكو  روش آينه چرخان را ، كه بسيار دقيق تر بود ، ابداع كرد. اين روش امكان ميداد  كه زمان رفت وبرگشت نور را در فاصله  چند متري اندازه بگيرند. فوكو با اين روش سرعت نور را 298187 كيلومتر بر ثانيه بدست آورد كه نسبتا دقيق تر بود. (امروزه سرعت نور  مورد قبول c=299792.458 كيلومتر بر ثانيه برآورد شده است). علاوه بر اين، روش فوكو امكان اندازه گيري در فواصل بسيار كوتاه را داشت و مي توانست سرعت نور را در محيط هاي ديگر اندازه گيري كند.

از 1830م. ماسدونيو ملوني به كمك پيل گرما-برقي (ترمو الكتريك)كه خود مخترع آن بود،به تحقيقات طولاني روي پرتوهاي فروسرخ (زيرقرمز) پرداخت؛ او نشان داد كه بازتابش و شكست اين پرتوها درست مانند نور معمولي است و نتيجه گرفت كه آنها پرتوهاي نامرئي نور هستند.به موازات اين تحقيقات،كارهايي نيز روي پرتوهاي فرابنفش انجام گرفت و سبب شد كه اين پرتوها نيز به عنوان نور نامرئي شناخته شوند.

اين پژوهش ها تاثير فوق العاده اي بر كشفيات شاخه ديگري از علم فيزيك ،يعني اختر فيزيك داشت.درواقع تجزيه و تحليل طيفي سرآغاز پيشرفت هاي عظيم در نجوم بود.در ميان ابهاماتي كه بر نخستين اكتشافات سايه افكنده بودند يكي از آنها مدت طولاني بي پاسخ ماند و آن وجود خطوط تاريك در طيف خورشيد بود.حل مسئله به صورت مطلوب توسط دو دانشمند آلماني :گوستاو روبرت ويلهلم كيرشهف (1824-1887م.) و روبرت ويلهلم بونزن(1811-1899م.) صورت گرفت كه همكاري طولاني و تنگاتنگ داشتند. آنان براي اين منظور از طيفنما(اسپكتروسكوپ)كه توسط كيرشهف اختراع شد،و از يك مشعل خاص كه سازنده آن بونزن بود (مشعل بونزن) استفاده كردند . آنان صريحا اعلام نمودند كه هر جسم ساده (عنصر) داراي خطوط طيفي مشخص مخصوص به خود مي باشد كه بستگي به طريقه بررسي آن جسم ندارد.بدين وسيله طريقه ي آساني براي تجزيه و تحليل يك جسم از راه مطالعه ي دقيق خطوط تاريكي كه در طيف جذبي اجسام تشكيل مي شد در 1860 كشف كردند كه يك عنصر دقيقا همان پرتوهايي را جذب مي كند كه مي تواند آنها را گسيل دارد..اين پديده مهم وجود خطوط تاريك در طيف خورشيد را توضيح مي داد و ثابت مي كرد كه جو خورشيد از همان عناصري تشكيل شده است كه در زمين وجود دارند.

بدين ترتيب آناليز طيفي به ظهور رسيد؛فيزيك،كاربرد جديدي در شيمي پيدا كرد و آن كشف عناصر جديد از راه مطالعه دقيق خطوط طيفي آنها بود: در1860م. بونزن و كيرشهف نمك طعام ناحيه استاسفورت (نام منطقه اي در كشور آلمان)را مورد آزمايش قرار دادندوخطوط  ناشناخته اي را در طيف حاصل از آن كشف كردند؛در نتيجه به وجود اجسام ناشناخته اي در اين نمك پي بردند وپس از عمل جداسازي طولاني ،دو عنصر روبيديم وسزيوم را از آن اخراج كردند . شيميدانان ديگر ،روش موثر آنان را تعقيب نمودند ؛از جمله سرويليام كروكس فيزيكدان وشيميدان انگليسي(1832-1919م.)عنصر تاليوم را در 1862 كشف كرد؛عنصر اينديوم در 1864م. توسط رايش و ريشتر آلماني و عنصر گاليوم در 1876م. توسط لوكوك \_دو\_بوآبودران فرانسوي كشف شد.

ستاره شناسان نيز از اين روش استقبال كردند؛ با استفاده از طيفنما در وسايل كار خود ، توانستند طيف هاي ستارگان مختلف را مورد بررسي قرار دهند و تركيب شيميايي آنها را ، كه نيم قرن پيش حتي تصور آن را نمي كردند و افسانه بود،پيدا كنند.

در 1868 سر جوزف نورمن لاكير منجم انگليسي (1836-1920م. كه از پيشروان تحقيق طيفي در ستارگان است و ژول ژانسن منجم و فيزيكدان فرانسوي (1824-1907م.) كه ماموريت هاي علمي متعددي از جمله تعيين استواي مغناطيسي در كشور پرو و مطالعه در مغناطسي زمين در جزاير آسور انجام داد و رصدخانه اي در مونمارتر تاسيس كرد. همزمان خطوط طيفي غير منتظره اي در طيف خورشيد مشاهده كردند و به وجود عنصر ناشناسي در اطراف خورشيد پي بردند كه هليوم ناميده شد؛اين نتيجه در 1895م.توسط سرويليام رمزي شيميدان اسكاتلندي (1852-1916م.)كه هليوم را كشف كرد، مورد تاييد قرار گرفت.

علاوه بر اينها، به كمك طيف نمايي سرعت حركت ستارگان نسبت به زمين معين شد: كريستيان يوهان دوپلر (1803-1853م.)،فيزيكدان و رياضيدان اتريشي در سال 1842 اصلي را بيان كرد كه به موجب آن ارتفاع صوتي كه به گوش يك شنونده مي رسد در نتيجه حركت نسبي شنونده و منبع توليد صوت تغيير مي كند (اثر دوپلر)؛ در1848 فيزو اين اصل را در مورد امواج نور تعميم داد،از همين رو اصل تعميم يافته ي دوپلر را اصل دوپلر-فيزو نيز مي نامند.تغيير بسامد(فركانس) نوري كه از ستارگان به زمين مي رسد به جابجايي جزئي خطوط طيفي آنها و در نتيجه تغيير طول موج مربوط به اين خطوط تعبير مي شود كه منجر به اندازه گيري سرعت حركت ستاره در امتداد شعاع رؤيت آن مي گردد.بر اين اساس ،در 1868م. براي نخستين بار سرعت حركت يك ستاره اندازه گرفته شد.

نظريه ي كوانتومي نور كه فرض مي كندنور متشكل از جريان ذرات بسيار كوچك يا كوانتومها است در 1900توسط ماكس پلانك پيشنهاد شد تا حقايقي جديد را توضيح دهد و لذا آغازگرانقلابي جالب شدكه فيزيك قرن نوزدهم را به كلي دگرگون كرد.

اما اين سؤال همچنان باقي ماند كه آيا نور را بايد به عنوان ذرات توصيف كرد يا امواج.بعضي خواص-به عنوان مثال تفرق وتداخل- پديده هايي موجي بودند كه مي توانستند فقط با امواج همراه باشند.از طرف ديگر، روشي كه نور با سيستم هاي اتمي تعامل دارد پديده فوتوالكتريك و وجود خطوط طيفي منفصل،بر حسب ذرات قابل توصيف بود. پس ووضعيت هاي متفاوت مستلزم توصيف هاي متفاوت و ظاهرا متناقض بود.

با پيشرفت نظريه كوانتوم، رياضيات تا حدي به نجات آمد.نوشتن معادلاتي امكان پذير شد كه بيانگر بسته هاي موج هستند،گروه هايي از موج كه در فضا محدود شده اند چنان كه گويي ذراتي هستند.سپس معادله ي شرودينگر ارائه شد كه طبيعت موجي رفتار ماده را توصيف مي كرد،وبالاخره معادله اي توسط پال ديراك عرضه شد كه تابش الكترومغناطيسي و مكانيك كوانتومي را به شيوه اي فوق العاده دقيق وفق مي داد.

ديراك به طور قاطع به توضيح رياضي اش چسبيد و با دقت از معرفي هر نوع مدل تصويري يا تصوير ذهني از پديده هاي توصيف شده به وسيله ي علائم رياضي پرهيز كرد؛ او توضيح داد كه تصاوير ذهني را نمي توان بدون وارد كردن كميات نامربوط تبيين كرد.

تصاوير ذهني يا مدل هاي فيزيكي ،عليرغم محدوديت هايشان،بخشي اساسي از شناخت علمي ما را تشكيل مي دهند.گرچه دوگانگي نهفته در طبيعت نور پذيرفته مي شود وگرچه نظر معتبري داريم كه در چه شرايطي مدل موجي يا ذره اي نور را مي توان بكار برد، در سطح توصيف مدل، پارادوكسي كه به وسيله ي دو مدل متضاد مطرح مي شود باقي مي ماند.

# 8.2. رنگ

خواص ادراک بصری است، که از طیف نور تعامل‌یافته با سلول های گیرنده نور چشم ناشی می‌شود. عدم برابری شدت نور دریافتی در سه نوع سلول دریافت‌کننده نور رنگی قرمز، سبز و آبی در چشم باعث به وجود آمدن مفهوم رنگ در مغز می‌شود. اگر یک یا چند ناحیه از طول موج‌های نور مرئی توسط ماده جذب یا عبور داده شود، ماده رنگی خوانده می‌شود. منظور از رنگ های اصلی با درجه اول رنگ هایی است که معمولا از ترکیب هیچ کدام از رنگ های دیگر حاصل نمیشوند، بلکه سایر رنگها از ترکیب آنها با یکدیگر به وجود می آیند . رنگ های اصلی زرد، قرمز و آبی در صورتی که در خالص ترین حالت خود باشند و هیچ گرایشی به رنگ های دیگر در آنها دیده نشود، وقتی با یکدیگر مخلوط شوند، خاکستری بسیار تیرهای را به وجود می آورند. این نوع ترکیب رنگ را که قبلا توضیح داده شد ترکیب کاهشی می گویند.[20]

معمولا رنگ هایی که در بازار عرضه می شوند رنگ های با کیفیت واقعی رنگ های اصلی نیستند و آن چه تحت نام رنگ اصلی عرضه می شود با رنگ اصلی کمی متفاوت است. به همین دلیل هم وقتی سه رنگ اصلی را با یکدیگر مخلوط می کنید ممکن است به جای خاکستری کاملا تیره، یک رنگ مایل به قهوه ای به دست بیاید. زیرا ساختن رنگ اصلی تنها در شرایط آزمایشگاهی بسیار دقیق ممکن است و آن نیز از جهت اقتصادی مقرون به صرفه نیست. با این وجود می توان از رنگ های موجود در بازار به عنوان رنگ های نزدیک به رنگ های اصلی استفاده کرد. توضیحات زیر برای راهنمایی جهت تهیه رنگهای مطلوب داده میشود. در هر حال برای ساختن دایره ی رنگ بایستی سعی شود از خالص ترین زرد، خالص ترین قرمز و خالص ترین آبی استفاده شود.[21]

زرد :زردهای متعددی در بازار وجود دارد. اما زرد اصلی زردی است که هیچ گرایشی به رنگ های دیگر در آن دیده نشود. در میان زردهای موجود، زرد کادمیوم با درجه تیرگی متوسط نزدیک ترین رنگ به زرد اصلی دایره رنگ است. زرد کادمیوم با درجه ی تیره یا روشن نیز ساخته می شود. اما درجه متوسط آن از همه بیشتر مورد استفاده قرار می گیرد.

قرمز: رنگ های تحت نام فرمز بسیار متنوع هستند و علی رغم این که گاهی به نام قرمز اصلی نیز ارائه می شوند ولی همه خصوصیات قرمز اصلی را ندارند. از مشهورترین قرمزهایی که وجود دارند قرمز کادمیوم و قرمز آلیزارین هستند که در انواع مختلف سیر و روشن ساخته می شوند. در عین حال هیچ کدام قرمز اصلی نیستند. اما مخلوط این دو نوع قرمز به رنگ اصلی نزدیک است.

آبی: امروزه آبی های بسیار متنوعی در بازار عرضه می شوند و معروف ترین آنها عبارتند از آبی اولترامارین، آبی کبالت و آبی پروس در عین حال هیچ یک از این آبی ها رنگ اصلی نیستند. تحت عنوان آبی اصلی نیز رنگ هایی ارائه می شوند اما واقعیت این است که آنها نیز با آبی اصلی تفاوت دارند. در این میان آبی کبالت و آیی اولترامارین کمی تیره تر از رنگ اصلی هستند و می توان با کمی روشن تر کردن، از آنها به عنوان رنگ نزدیک به آبی اصلی استفاده کرد.[22, 23]

9.2. نحوه رنگی دیدن اشیا

اشعه نور از مردمک و قرنيه مى‌گذرد و به عدسى چشم برخورد مى‌کند و به‌وسيله عدسى شکسته مى‌شود. انبساط و انقباض ماهيچه‌هايى که به عنبيه متصل هستند مردمک چشم را کوچک و بزرگ 'تنگ و گشاد' مى‌کنند و به اين ترتيب مقدار نورى که به چشم وارد مى‌شود تنظيم مى‌گردد. هر گاه نور شديد باشد مردمک تنگ مى‌شود. در مواقعى که نگاه خود را از شيئى که در نزديکى ما قرار دارد متوجه چيزى که دورتر است کنيم مردمک گشاد مى‌شود، اين عمل را تطابق گويند. عدسى چشم به کمک انقباض و انبساط جسم مژگانى تغيير شکل مى‌دهد و تحدب خود را به ميزان مورد نياز کم و زياد مى‌کند. تغيير شکل عدسى باعث مى‌شود که تصوير اجسام عليرغم حرکت آنها 'دور شدن از چشم يا نزديک شدن به آن' آن‌چنان که واقعاً هستند روى شبکيه بيافتد. اين تصوير موجب تحريک ياخته‌هاى بينايى مى‌شود و موج عصبى از طريق عصب بينايى به مغز مى‌رسد و در آنجا درک مى‌شود. زمانی که نور به یک شی برخورد می‌کند، مثلا یک موز، قسمتی از نور توسط آن جذب شده و باقی آن منعکس می‌شود، این که کدام طول موج‌ها جذب شده و کدامیک بازتابیده می‌شوند، بستگی به جنس و ویژگی‌های آن شی دارد. برای یک موز رسیده، طول موج‌هایی که در محدوده ۵۷۰ تا ۵۸۰ نانومتر هستند، بازتاب خواهند داشت، این محدوده طول موج متعلق به رنگ زرد است. زمانی که شما به یک موز نگاه می‌کنید، طول موج‌های منعکس شده از نور، تعیین می‌کنند که شما چه رنگی را ببینید. موج‌های نور به پوست موز برخورد کرده و بازتاب می‌یابند و پس از آن به شبکیه چشم که به نور حساس است و در پشت چشم قرار دارد، برخورد می‌کند؛ ا‌ینجا جایی است که سلول های مخروطی وارد عمل می‌شوند.سلول های مخروطی نوعی سلول شید‌پذیر (نور‌پذیر) هستند، این سلول های کوچک در شبکیه چشم قرار دارند، جایی که محل واکنش نشان دادن به نور است. اکثر انسان ها ۶ تا ۷ میلیون سلول مخروطی دارند و تقریبا همه آن‌ها روی نقطه‌ای ۰.۳ میلیمتری روی شبکیه که گودالی مرکزی نام دارد، متمرکز شده‌اند. هیچ کدام از این سلول ها شبیه به هم نیستند، تقریبا ۶۴ درصد از آنها واکنش شدیدی به رنگ قرمز دارند‌، در حالی که حدود یک سوم آنها به رنگ سبز و حدود ۲ درصد آنها نسبت به رنگ آبی واکنشی قوی نشان می‌دهند. هنگامی که نور از موز منعکس شده و به سلول های مخروطی برخورد می‌کند، این سلول ها را به درجه‌های متفاوتی تحریک می‌کند. سیگنال نهایی با سرعت و شدت وارد عصب باصره می‌شود، این عصب اطلاعات را پردازش کرده و نتیجه را به صورت یک رنگ نمایش می‌دهد[24, 25].

10.2. واکنش اجسام مختلف در مقابل نور

رنگ ماده به علت برهمکنش بین نور و شیء است. دیده شدن اشیای درون اتاق هنگامیکه چراغ روشن می‌شود، به سبب انتشار نور در اتاق و بازگشت نور از سطح اشیاء و رسیدن آن به چشم است. در واقع نور با طول‌موج معین از محیط اطراف جسم به آن برخورد می‌کند، سپس بخشی از این نور با طول‌موج مشخص در محدوده نور مرئی به چشم منعکس می‌شود. این فرآیند، جسم را به رنگ خاصی نمایش می‌دهد. برای مثال برگ‌ها که به دلیل کلروفیل (نوعی رنگدانه) به رنگ سبز نمایش داده می‌شوند، طیف‌هایی با رنگ قرمز و آبی را جذب کرده و رنگ سبز را منعکس می‌کنند . به‌طورکلی، نور برخوردکننده به ماده می‌تواند عبور کند (T) جذب شود (A) و یا منعکس گردد (R) و همواره داریم :

T+A+R+1

که در رابطه بالا T میزان عبور، R میزان انعکاس و A میزان جذب هستند که همگی بر حسب درصد بیان می‌شوند.

بازتاب (R) زمانی اتفاق می‌افتد که نور به سطح صافی برخورد کرده و امواج برخوردکننده بدون انحراف و مستقیما به محیط اولیه برگردد. امواج منعکس شده یا امواج برخوردکننده ساختار هندسی یکسانی دارند. سطح‌های صیقلی نظیر ورقه‌های تمیز نیکلی یا نقره‌اندود، یا شیشه‌هایی که یکطرف آن‌ها جیوه‌ اندود شده است، نظیر آینه‌ها، پدیده بازتاب را به خوبی نشان می‌دهد. جذب (A) فرآیندی است که با انتقال انرژی همراه است. سطوح انرژی مواد که از تجمع ترازهای انرژی اتمی به‌وجود آمده است، امواج نوری معینی را جذب می‌کنند. این فرآیند، یک پدیده مولکولی است که به ماهیت شیمیایی و ساختار مواد) نه به اندازه مولکولی یا خوشه‌ها) وابسته است و با انتقال، ارتعاش و چرخش الکترون‌ها همراه است. فلئورسانس‌ها نمونه‌ای از موادی هستند که امواج با طول‌موج مشخصی را جذب می‌کنند. در شیمی سال دوم با لوله پرتو کاتدی آشنا شدیم که با ایجاد ولتاژ قوی بین دو الکترود، پرتوهایی از الکترود منفی به الکترود مثبت جریان می‌یابد. این پرتو در اثر برخورد با یک ماده فلوئورسانس، نور سبز رنگی ایجاد می‌کند. در واقع فلوئورسانس از جمله خواص فیزیکی برخی مواد شیمیایی (مانند روی‌سولفید) است که نور با طول‌موج معینی را جذب می‌کنند و به جای آن نور با طول‌موج بلندتری را منتشر می‌سازند. عبور (T) به قابلیت نور برای عبور از یک ماده گفته می‌شود. این پدیده مکمل جذب است. انتقال نور بعد از بازتاب، تفرق و جذب اتفاق می‌افتد. مواد بسته به جنس و ساختارشان امواج مختلفی را از خود عبور داده و هم‌چنین برخی از آن‌ها را جذب می‌کنند.

تفرق (S) زمانی رخ می‌دهد که پرتو به ساختاری در مقیاس طول‌موج خود برخورد کند. بنابراین، این پدیده فرآیند فیزیکی است که به اندازه خوشه، ضریب شکست خوشه و ضریب شکست محیط سوسپانسیون بستگی دارد. همان‌طور که گفتیم، این فرآیند برهمکنش فیزیکی است (یعنی هیچ انتقال انرژی برخلاف جذب در حین تفرق اتفاق نمی‌افتد) و انرژی مجددا در مسیرهای معینی جهت‌گیری می‌کند. طول‌موج نور ورودی و نور خروجی یکسان است. نور پس از برخورد به خوشه‌ها در محیط کلوئیدی تغییر مسیر می‌دهد، پس از تغییر مسیر اولیه به خوشه‌های دیگری برخورد کرده و مجددا تغییر مسیر می‌دهد. این پدیده تفرق چندگانه نامیده می‌شود. این پرتو می‌تواند در مسیری که آمده، برگردانده شود (تفرق برگشتی) یا در مسیری که از ابتدا در حال حرکت بود به سمت جلو رانده شود (تفرق جلو). بیشینه تفرق در طول‌موج‌های دو برابر اندازه خوشه اتفاق می‌افتد. بنابراین، اگر خوشه‌ای حدودا ۲۰۰ نانومتر باشد، بیشینه تفرق در ۴۰۰ نانومتر (در محدوده طول‌موج مرئی) مشاهده می‌شود. تفرق به بخش‌های بازتاب (تفرق برگشتی) و عبور (تفرق جلو) در معادله تقسیم می‌شود. نوری که جذب شده است نمی‌تواند متفرق شود[16, 26, 27].

11.2. نقش نور و رنگ در پزشکی

نور از مهمترین ارکان پزشکی هست، قطعا در محیط تاریک کسی قادر به درمان بیماری نیست و تکنیک های تشخیصی و درمانی زیادی متکی به نور هستند. پرتودرمانی، رادیوگرافی و رادیولوژی از عمومی ترین کاربردهای نور هستند. در سالیان اخیر بیوسنسورهای نوری هم بخش قابل توجهی از این حیطه را به خود اختصاص داده اند. نور درمانی یا فتوتراپی که به‌طور کلاسیک به عنوان هلیودرمانی نامیده می‌شد، شامل قرار گرفتن در معرض نور روز یا طول موج خاصی از نور با استفاده از لیزر، دیودهای ساطع‌کننده نور، لامپ های فلورسنت، لامپ های دیکرونیک یا لامپ‌های بسیار روشن، نور تمام-طیف، که معمولاً با دستگاه‌های مختلف کنترل می‌شود، می‌باشد. نور برای مدت زمان تجویز شده و در برخی موارد، در یک زمان خاص از روز تجویز می‌شد. استفاده مشترک از این واژه با درمان اختلالات پوستی (عمدتاً پسوریازیس)، اختلال خواب و برخی از اختلالات روانی همراه است. نور درمانی هدایت شده به پوست، برای درمان آکنه ولگاریس، اگزما و زردی یا یرقان نوزادان نیز استفاده می‌شود. نور درمانی که شبکیه چشم را مورد هدف قرار می‌دهد در درمان اختلالات ریتم شبانه‌روزی مانند سندرم خواب مرحله‌ای متاخر استفاده می‌شود و همچنین می‌تواند برای درمان اختلال خلقی فصلی، و با حمایت‌هایی برای اختلالات روانی غیر فصلی نیز مورد استفاده قرار گیرد. دیگر کاربردهای پزشکی نور درمانی شامل کنترل درد، تسریع بهبود زخم، رشد مو، بهبود در خواص خون و گردش خون و بیماری‌ها و اختلالات مرتبط با سینوس نیز می‌شود. بسیاری از این کابردها از درمان با لیزر کم توان و درمان با نور قرمز در محدوده ۶۲۰–۶۶۰ نانومتر استفاده می‌کنند[28-30].

# فصل سوم

سرطان روده بزرگ

1.3. سرطان

سرطان یعنی رشد ، تکثیر و گاهی انتشار غیر طبیعی سلول های بدن. تمامی سرطان ها دارای الگوی رشد مهارگسیخته و تمایل به جدا شدن از منشا اصلی و متاستاز هستند.

جسم انسان از میلیون ها میلیون سلول تشکیل شده است که در کنار هم ، بافت هایی مانند ماهیچه‌ها ، [استخوان](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%A7%D8%B3%D8%AA%D8%AE%D9%88%D8%A7%D9%86) و پوست را می‌سازند. اغلب سلول های طبیعی بدن در پاسخ به تحریکاتی که از داخل و خارج بدن به آنها وارد می‌شود، رشد و تولیدمثل می‌کنند و در نهایت می‌میرند. اگر این فرآیند در مسیر تعادل و صحیح خود اتفاق بیفتد ، بدن سالم می‌ماند و عملکرد طبیعی خود را حفظ می‌کند. اما مشکلات ، زمانی شروع می‌شود که یک سلول طبیعی دچار " جهش " و یا تغییر شده و به سلول سرطانی تبدیل می‌شود[31, 32].

2.3. نحوه پیدایش سرطان

یک سلول طبیعی ممکن است بدون هیچ دلیل واضحی به یک سلول سرطانی تبدیل شود، ولی در اغلب موارد ، تبدیل در اثر مواجهه مکرر با مواد سرطانزا مانند [الکل](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%A7%D9%84%DA%A9%D9%84) و [دخانیات](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D9%85%D9%88%D8%A7%D8%AF+%D9%85%D8%AE%D8%AF%D8%B1) صورت می‌گیرد. شکل ظاهری و نیز عملکرد سلول های سرطانی شده با سلول های طبیعی تفاوت دارد. جهش یا تغییر ایجاد شده در [DNA](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%B3%D8%A7%D8%AE%D8%AA%D9%85%D8%A7%D9%86+DNA) یا ماده ژنتیکی سلول اتفاق می‌افتد. DNA همان مسئول کنترل شکل ظاهری و عملکرد سلول است. وقتی DNA یک سلول تغییر می‌کند، آن سلول با سلول های سالم کنار خود تفاوت می‌یابد و دیگر کار سلول های طبیعی بدن را انجام نمی‌دهد. این سلول تغییر یافته از سلول های همسایه‌اش جدا می‌شود و نمی‌داند چه زمانی رشدش باید به پایان برسد و بمیرد. به عبارت دیگر سلول تغییر یافته از دستورها و علائم داخلی که سلول های دیگر در کنترل آنها هستند، پیروی نمی‌کند و به جای هماهنگی با سلول های دیگر خودسرانه عمل می‌کند.

3.3. بدخیم شدن سرطان

وقتی سلول " جهش یافته " تقسیم می‌شود ، به 2 سلول جدید " جهش یافته " تبدیل می‌گردد و این فرآیند به همین ترتیب ادامه می‌یابد تا همان یک سلول موذی به توده‌ای از سلول ها که [تومور](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%AA%D9%88%D9%85%D9%88%D8%B1) نامیده می‌شود، تبدیل می‌گردد. گاهی این تومورها ، خوش خیم بوده و رشد نمی‌کنند. ولی در صورتی که سلول های تومور رشد کنند و تقسیم شوند و سلول های طبیعی اطراف خود را از بین ببرند و به نقاط دیگر بدن هم دست‌اندازی کنند، تومور بدخیم محسوب می‌شود. بزرگترین خطر تومورهای بدخیم ، توانایی آنها در حمله به بافتهای سالم و پخش شدن در بدن است و این همان متاستاز سرطان است. هر چه تومورها رشد کنند و بزرگتر شوند، جلوی رسیدن مواد غذایی و [اکسیژن](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%A7%DA%A9%D8%B3%DB%8C%DA%98%D9%86) را به سلول های سالم می‌گیرند و با پیشرفت سرطان ، سلول های سالم می‌میرند و عملکرد و سلامت بیمار از بین می‌رود. اگر جلوی این فرآیند گرفته نشود، سرطان به مرگ می‌انجامد.[32-35]

4.3. علائم هشدار دهنده سرطان

* خونریزی غیر طبیعی در هر نقطه از بدن
* پیدایش هرگونه توده سفت سلولی در زیر پوست، مثلا در سینه یا نقاط دیگر
* پیدایش زخمی که به آسانی بهبود نمی‌یابد.
* سوء هاضمه دائمی
* تغییراتی در وضع خال ها یا [زگیل](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%B2%DA%AF%DB%8C%D9%84) از قبیل تغییر رنگ ، بزرگ شدن ، خارش ، دردناک شدن و یا خونریزی از آنها که به مدت طولانی ادامه یابد.
* پیدایش آشفتگی در اعمال روده‌ها یا مثانه که با درمانهای عادی بهبودی نیابد
* [سرفه](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%B3%D8%B1%D9%81%D9%87)، گرفتگی صدا و یا مشکل شدذن عمل بلع به مدت طولانی
* اگر هر یک از این علائم فوق بیش از دو هفته ادامه یابد، باید بیمار تحت بررسی تخصصی قرار گیرد. البته در بشتر موارد این علائم حاکی از وجود سرطان نیستند[36].

5.3. انواع سرطان ها

اغلب سرطان ها به سه دسته عمده تقسیم می‌شوند:

کارسینوم : شامل سرطانهایی می‌شود که از سلول هایی که سازنده پوست هستند (مثل [سرطان پوست](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%B3%D8%B1%D8%B7%D8%A7%D9%86+%D9%BE%D9%88%D8%B3%D8%AA)) و یا لایه داخلی اعضا را می‌پوشانند مثل سرطان ریه و یا سازنده غدد هستند مثل سرطان سینه منشا می‌گیرد.

سارکوم : این دسته سرطانهایی هستند که از بافت همبند مثل [غضروف](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%BA%D8%B6%D8%B1%D9%88%D9%81) ، استخوان و ماهیچه منشاء می‌گیرند. از اینرو سرطان استخوان یا سرطان ماهیچه را در هر نقطه از بدن سارکوم می‌گویند.

لوسمی و لنفوم‌ها : شامل سرطان هایی است که از سلول های تشکیل دهنده خون و سلول های ایمنی منشاء می‌گیرند.

در کشورهای غربی ، سرطان پوست شایعترین سرطان است و پس از آن سرطان سینه ، ریه ، [پروستات](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%B3%D8%B1%D8%B7%D8%A7%D9%86+%D9%BE%D8%B1%D9%88%D8%B3%D8%AA%D8%A7%D8%AA)، روده بزرگ، مثانه و رحم قرار دارد[37].

6.3. راه های پیشگیری

پیشگیری اولیه از سرطان با اجتناب از عامل مسبب یا مصرف ماده‌ای که مانع از پیدایش فرایند بدخیمی می‌شود ، صورت می‌گیرد و شامل اقداماتی برای کاهش خطرات شیوه زندگی (اجتناب از توتون ، مصرف غذاهای کم چرب و غنی از فیبر ، استفاده از کرم ضد آفتاب) و مصرف عوامل پیشگیری شیمیایی است. عوامل پیشگیری شیمیایی داروها یا ریز مغذیها (مواد معدنی یا ویتامین ها) هستند. عوامل زیر نیز در پیشگیری از سرطان ها موثرند.

عدم استفاده از مشروبات الکلی و دخانیات.

صرف غذاهایی که به صورت آب‌پز تهیه می‌شود.

عدم استفاده از غذاهایی که آثار سوختگی در آنها نمایان است.

استفاده از سبزیجات و انواع میوه‌ها

استفاده کمتر از گوشت قرمز

رعایت کامل امور بهداشتی [38, 39]

7.3. درمان

امروزه اکثر سرطان ها درمان قطعی ندارند اما برای جلوگیری از رشد و پیشرفت آنها از روشهای جراحی ، پرتو درمانی، [شیمی درمانی](http://daneshnameh.roshd.ir/mavara/mavara-index.php?page=%D8%B4%DB%8C%D9%85%DB%8C+%D8%AF%D8%B1%D9%85%D8%A7%D9%86%DB%8C)، هورمون درمانی، پیوند مغز استخوان و ... استفاده می‌شود. البته یافته‌های جدید زیست شناسی سلولی تومور در روش های درمانی ترکیبی طی یک برنامه هماهنگ مورد بهره برداری قرار می‌گیرند.[40, 41]

8.3. رژیم غذایی در سرطان

زماني تصور مي‌شد كه رژيم‌هاي غذايي نقشي در مرگ‌هاي ناشي از سرطان ندارند. امروزه محققان ثابت كرده‌اند كه رژيم غذايي روزانه افراد نقش مهمي‌‌ در پيشگيري، بروز و درمان انواع سرطان‌ها ايفا مي‌كند. با پذيرش اين حقيقت كه انسان هر روزه ملزم به مصرف غذا مي‌باشد و به دليل تعداد و تنوع سرطان‌هايي كه بطور بالقوه با رژيم غذايي در ارتباط هستند، مي‌توان گفت كه در حدود يك سوم سرطان هايي كه در نهايت منجر به مرگ مي‌شوند با آنچه كه مي‌خوريم در ارتباط هستند. تاثير تحولاتي كه امروزه در نوع زندگي و عادات غذايي مردم صورت گرفته است را نمي‌توان در ايجاد چنين بيماري‌هايي ناديده گرفت.

بدون شك استعداد ابتلا به سرطان در افراد مختلف به دليل تفاوت‌هاي زمينه‌اي و ذاتي با يكديگر متفاوت است و علاوه بر ويژگي‌هاي وراثتي، ‌عوامل بيروني نيز در ايجاد سرطان‌ها تاثير بسزايي دارند. با وجود شيوع روزافزون سرطان در سراسر دنيا هر روزه خبرهاي اميدوار كننده‌اي درباره اين بيماري‌ها مي‌شنويم. اگر نمي‌توانيم در عوامل محيطي خود تغييري ايجاد كرده و يا اگر نمي‌توانيم بر محيط زيست و عوامل تهديدكننده موجود در آن غلبه كنيم، اما مي‌توانيم با اصلاح و متعادل ساختن الگوهاي غذايي خود در طول زندگي احتمال ابتلا به سرطان را در خود به ميزان قابل ملاحظه‌اي كاهش دهيم.

مطالعه جمعيت‌هايي كه از يك منطقه به منطقه ديگر مهاجرت مي‌كنند و در نتيجه مهاجرت، فرهنگ غذايي خود را نيز تغيير مي‌دهند، ‌نشان داده است كه اين مردم در اثر تغيير الگوي غذايي و پذيرش الگوي جديد، در معرض ابتلا به سرطان‌هاي شايع در منطقه قرار مي‌گيرند.

بين تغذيه و رژيم غذايي با سرطان ارتباطي پيچيده وجود دارد. غذايي كه مي‌خوريم به طور بالقوه مي‌تواند حاوي مواد سرطان‌زا و پيش‌ساز سرطان و يا بالعكس داراي مواد ضدسرطاني باشد.

ماهيت سرطان و ارتباط آن با رژيم غذايي در مناطق مختلف متفاوت است. از اين رو نمي‌توان دستورالعمل‌هاي يكسان را براي تمام مردم پيشنهاد كرد. به طور مثال در كشورهاي صنعتي شمال آمريكا و اروپا مشكل بيش‌بود تغذيه‌اي (over nutrition)  در بروز سرطان‌ها مطرح مي‌باشد و بنظر مي‌رسد كه رژيم‌هاي پرچربي و پركالري رايج در اين كشورها با شيوع روزافزون انواع مختلف سرطانها در ارتباط باشد. در مقابل، ماهيت مشكل در كشورهاي در حال توسعه اساساً متفاوت است. آنچه كه در اين كشورها مساله‌ساز مي‌باشد كمبودهاي تغذيه‌اي (Under Nutrition) و محدوديت تنوع در الگوي غذايي است. در چنين الگويي ميزان ويتامين‌ها و مواد مغذي كه براي سلامت افراد ضروري هستند ناكافي است. علاوه بر آن مشكلات مربوط به انبار و نگهداري غذا نيز كيفيت غذاي مصرفي اين مردم را به ميزان قابل توجهي كاهش مي‌دهد.

تفاوت در ماهيت رابطه سرطان و رژيم غذايي بين ملل مختلف ايجاب مي‌كند كه دستورالعمل‌هاي اجرايي براي هر ملتي با توجه به خصوصيات آن جمعيت پيشنهاد شود. در ادامه خلاصه‌اي از دستورالعمل‌هاي توصيه شده توسط سازمان‌هاي حمايتي، ‌محققان، آژانس‌هاي دولتي و ارگان‌هاي بهداشتي كه قابل استفاده براي عموم مردم مي‌باشد، آورده شده است.

* رژيمي‌متنوع داشته باشيد. به خاطر داشته باشيد كه مواد مغذي مورد نياز شما تنها از يك يا دو منبع تامين نشود. در رژيم روزانه خود از تمام گروه‌هاي غذايي: ميوه‌ها، سبزيها، غلات، گوشت، محصولات لبني و… استفاده كنيد.
* وزن خون را همواره در حد متعادل نگه‌داريد.  چاقي عامل اصلي بوجود آورنده بسياري از بيماري‌ها از قبيل بيماري‌هاي قلبي، ‌عروقي، فشارخون، ديابت و زمينه‌ساز بعضي از سرطان‌ها است.
* مصرف چربي زياد، ‌غذاهاي حاوي چربي اشباع شده و كلسترول را محدود كنيد. رژيمي‌كه چربي آن بالاست مي‌تواند خطر ابتلا به سرطان‌هاي پستان، ‌پروستات، كولون و ركتوم را افزايش دهد.
* ميزان غذاهاي نشاسته‌اي و فيبري را در رژيم خود افزايش دهيد. به آساني مي‌توان مقدار نشاسته و فيبر رژيم را با خوردن ميوه‌ها، ‌سبزي‌ها، سيب‌زميني، دانه‌ها، نان‌ها و غلات كامل افزايش داد. يك رژيم پرفيبر احتمال ابتلا به سرطان كولون و ركتوم را كاهش مي‌دهد.
* مصرف شيريني را محدود كنيد. الگوهاي غذايي حاوي شيريني و غذاهاي شيرين، اغلب پرچرب، با كالري زياد و تهي از مواد مغذي و معدني مي‌باشند كه چنين رژيمي‌زمينه‌ساز بروز بعضي از سرطان‌ها است.
* نمك رژيم غذايي خود را تا حد ممكن كاهش دهيد.
* مصرف نوشابه‌هاي الكلي را قطع كنيد. مصرف الكل مي‌تواند منجر به سرطان دهان، حلق، مري و كبد شود. ميزان ابتلا به سرطان در الكلي‌هايي كه سيگار مي‌كشند چندين برابر است.

با انتخاب و گنجاندن غذاهاي زير در الگوي غذايي روزانه خود مي‌توانيد احتمال ابتلا به سرطان را كاهش دهيد.

ـ  فيبر غذايي: فيبر قسمتي از ساختمان سلول گياهي است كه دستگاه گوارش انسان قادر به هضم آن نمي‌باشد. فيبر به حركت غذا در لوله گوارش و دفع ضايعات آن از بدن و در نتيجه حفظ سلامت دستگاه گوارش كمك مي‌كند. داشتن رژيمي‌كه ميزان فيبر آن بالا و چربي آن پايين باشد، احتمال ابتلا به سرطان كولون و ركتوم را مي‌كاهد. ميزان مصرف فيبر در جوامع امريكايي 11 گرم در روز مي‌باشد كه به توصيه انستيتو بين‌المللي سرطان NCI اين ميزان بايد به 30 ـ 20 گرم در روز افزايش يابد. این موسسه  مصرف بيش از 35 گرم فيبر در روز را توصيه نمي‌كند زيرا مصرف بيش از اين ميزان مي‌تواند اثرات نامطلوبي به وجود آورد.

براي يافتن فيبر مورد نياز، به جاي مكمل‌هاي فيبري مصنوعي، از منابع غذايي غني از فيبر استفاده كنيد. به اين منظور انواع نان ها، ماكاروني‌ها و غلات تصفيه نشده را در رژيم خود بگنجانيد. سعي كنيد مصرف محصولاتي كه از آردهاي تصفيه شده ساخته مي‌شوند را كم كنيد.

سيب درختي، هلو، گلابي و حتي سيب‌زميني را با پوست و محصولاتي كه از آردهاي تصفيه شده ساخته مي‌شوند را كم مصرف كنيد. لوبيا و نخود پخته منابع بسيار خوبي از فيبر هستند. غذاهاي پرفيبر معمولا چربي پاييني دارند.

ـ در رژيم غذايي روزانه خود تا حد امكان از گوشت‌هاي كم چرب استفاده كنيد. قبل از اين كه گوشت را بپزيد تمام چربي‌هاي قابل رويت آن را جدا كنيد و دور بريزيد و اگر چربي باقي ماند، قبل از خوردن آن را جدا كنيد. مصرف ماهي را افزايش دهيد. گوشت سفيد را به جاي گوشت قرمز استفاده كرده و قبل از پخت، پوست و چربي آن را جدا كنيد.

ـ ميوه‌ها و سبزي‌ها را جايگزين تنقلات سرخ‌شده و پرچرب كنيد.

ـ به جاي مواد لبني پرچرب از محصولات لبني كم‌چربي استفاده كنيد. اين گروه از مواد غذايي منابع خوبي از پروتئين، ويتامين‌ها و مينرال‌ها (مواد معدني) به ويژه كلسيم هستند كه براي حفظ سلامت فرد مفيد مي‌باشند.

ـ مصرف غذاهاي حاوي ويتامينA ، بتاكاروتن و ويتامينC   احتمال ابتلا به سرطان‌ها را كاهش مي‌دهند. ميوه‌ها و سبزي‌هاي زيادي وجود دارند كه داراي مواد فوق مي‌باشند. سعي كنيد در رژيم غذايي روزانه خود از سبزي‌هاي برگي شكل سبز تيره، ‌زرد و نارنجي و ميوه‌ها بويژه مركبات استفاده كنيد.

ـ سبزي‌هاي خانواده كلم اغلب كاهش دهنده احتمال ابتلا به انواع سرطان‌ها هستند. اين سبزي‌ها منابع خوبي از فيبر، ويتامين‌ها و مينرال‌ها مي‌باشند. از اين خانواده مي‌توان به كلم چيني، كلم بروكلي، كلم بروكسل، كلم پيچ، گل‌كلم و كلم‌قمري اشاره كرد.

تغيير عادات غذايي

ـ  لزومي‌ ندارد كه شما براي حفاظت خود در مقابل حمله سرطان، غذاهايي را كه دوست داريد كنار بگذاريد. به جاي آن سعي كنيد در اغلب موارد غذاهايي را انتخاب كنيد كه احتمال ابتلا به سرطان را كاهش مي‌دهند و مصرف غذاهايي را كه احتمال بروز سرطان را افزايش مي‌دهند محدود كنيد.

ـ سعي نكنيد كه عادات غذايي خود را يك شبه تغيير دهيد. ميوه‌ها و سبزي‌ها را به تدريج و در طول يك دوره چند هفته‌اي به رژيم خود اضافه كنيد.

ـ سعي كنيد هر بار كه به خريد مي‌رويد يكي از مواد غذايي پرچرب را با مشابه كم‌چرب آن جايگزين كنيد.

 ـ به جاي مواد غذايي كه از آردهاي تصفيه شده و غلات فرآينده شده درست شده‌اند مانند نانهاي سفيد، از محصولاتي با آرد كامل و غلات كامل استفاده كنيد.

ـ از روش‌هايي براي پخت غذا استفاده كنيد كه نيازي به افزودن روغن نداشته باشد. مانند تنوري كردن، بخارپز كردن و آب‌پزكردن.

ـ در روش‌هايي مانند كباب‌كردن و بريان‌كردن از تماس غذا با دود جلوگيري كنيد. تماس غذا با دود مي‌تواند منجر به توليد مواد سرطان‌زا در غذا شود.

ـ سعي كنيد غذا  را قبل از كباب يا بريان كردن در فويل بپيچيد و آن را از منبع حرارتي دور نگهداريد تا مدت زمان پخت طولاني‌تر شود.

ـ سعي كنيد با توجه به برچسب غذاها و ميزان چربي، كالري و فيبر در آنها، براي هر روز خود يك برنامه غذايي تنظيم كنيد[42, 43].

9.3. سرطان روده بزرگ

  در این بیماری سلول های سرطانی در داخل بافت روده شروع به تکثیر می کنند. اگر چه این سرطان از جمله معمولترین سرطانهای بشر به حساب می آید اما بدلیل بهبود روشهای غربالگری و تشخیصی، تعداد موارد جدید این بیماری و مرگ ناشی از آن بطور قابل ملاحظه ای کاهش یافته است[44, 45].



شکل 1.3. توده سرطانی روده بزرگ

در این بیماری سلول های سرطانی در داخل بافت روده شروع به تکثیر می کنند. اگر چه این سرطان از جمله معمولترین سرطانهای بشر به حساب می آید اما بدلیل بهبود روشهای غربالگری و تشخیصی ، تعداد موارد جدید این بیماری و مرگ ناشی از آن بطور قابل ملاحظه ای کاهش یافته است.

این بیماری در هر سنی بروز می  یابد اما میزان بروز در سن بالای 50 سال بیشتر است. زمانیکه در مراحل اولیه تشخیص داده می شود. این سرطان درمانپذیر است اما تشخیص آن در این مراحل هیچگونه علامتی ندارد. روده برزگ بخشی از سیستم گوارشی شامل مری، معده، روده های بزرگ و کوچک می باشند. روده باریک از انتهای معده شروع شده و به روده بزرگ ختم می شود و سپس روده بزرگ نیز از آنجا تا محل مقعد ادامه می یابد، روده بزرگ شامل دو بخش است. بخش اول اصطلاحاً کولون نامیده می شود. که حدود 180 سانتی متر طول دارد. بخش دوم نیز راست روده است که طول آن به 15 تا 25 سانتی متر می رسد[45].

10.3. عوامل خطر

   عوامل زیر ممکن است شانس ابتلا به سرطان روده بزرگ را در فرد افزایش دهد.

  سن:  اکثر افراد مبتلا به این بیماری سن بالای 50 سال دارند اما این بیماری در هر سنی اتفاق می افتد  رژیم غذایی: بین این بیماری و رژیم غذایی پر از چربی و پر انرژی و کم فیبر، رابطه مستقیم وجود دارد.

پولیپ ها: این بیماری بصورت رشد توده های خوش خیم در جدار  روده تعریف می شود که معمولاً بعد از سن 50 سالگی شایع است . بنظر می رسد که در این ساختار شانس ابتلا به سرطان روده بزرگ را افزایش می دهد.

         تاریخچه شخصی : کسانیکه قبلاً سرطانهای روده بزرگ داشته اند یا خانمهایی که مبتلا به سرطان تخمدان، رحم، یا پستان بوده اند. شانس بیشتری جهت ابتلا به این بیماری دارند.در حال حاضر در بعضی از موارد این سرطان، ژنهای مسؤول شناسایی شده اند. لذا قبل از بروز سرطان، چنین افرادی را از نظر حامل ژن بودن مورد بررسی قرار می دهند.

         کولیت اولسروز : در این بیماری پوشش جدار روده بزرگ دچار لتهاب شده است.افراد مبتلا به این بیماری شانس بیشتری جهت ابتلا دارند[46].

11.3. علائم و نشانه ها

         علائم این بیماری ممکن است شبیه به سایر علائم نظیر عفونتها، بواسیر و بیماریهای التهابی روده باشد. بنابراین مراجعه به پزشک به منظور ارزیابی بهتر، لازم و ضروری می باشد. از آنجایی که در مراحل اولیه این بیماری با موفقیت قابل درمان است. در صورت مشاهده هر کدام از علائم زیر به پزشک مراجعه نمائید.

-    وجود هرگونه تغییر در عادات دفعی روده نظیر اسهال، یبوست یا کاهش قطر مدفوع که بیش از یک روز طول بکشد.

-  خونریزی از راست روده یا وجود خون در مدفوع

-     دردهای قولنجی معده

-    استفراغ

-    ضعف و خستگی

-     یرقان و زردی پوست یا صلبیه ( سفیدی چشم )

       در بعضی از موارد ممکن است فرد مبتلا به سرطان بوده اما هیچگونه علامتی نداشته باشد. بنابراین غربالگری در افراد پر خطر مثل افراد بالای 50 سال ضروری می باشد[47].

12.3. غربالگری و تشخیص

  استفاده از روشهای غربالگری معمولی در بیمارانی که هرگونه فاکتور خطری داشته باشند یا اینکه علائم مذکور را داشته باشند توصیه می شود.

   از جمله روشهای تشخیصی که برای غربالگری این سرطان مورد استفاده قرار می گیرد.   
می توان به آزمایشات ذیل اشاره نمود.

  معاینه راست روده: در این معاینه پزشک با انگشت خون راست روده را معاینه می کند تا وجود هرگونه مورد را بررسی کرده و در صورت وجود مواد در داخل راست روده آنها را از نظر آغشته بودن با خون مورد بررسی قراردهد.

    پروکتوسکوپی : در این روش از طریق دستگاههای خاصی بصورت مستقیم داخل راست روده و قسمتهای تحتانی روده بزرگ مورد مشاهده قرار می گیرد. از طریق این روش نیمی از سرطانها قابل تشخیص هستند. در این روش ممکن است بیمار احساس فشار کند اما دردی را احساس نخواهد کرد.  کولونوسکوپی:  از طریق این روش نیز با ابزارهای خاصی، مشاهده کلی روده بزرگ و راست روده ممکن می شود. در این حالت نیز فرد دردی را احساس نخواهد کرد. در صورت وجود هرگونه توده در طول این قسمتها نیاز است که بخشی از توده برداشته شود تا در زیر میکروسکوپ از نظر وجود بافت یا سلول های سرطانی مورد بررسی قرار گیرد. این عمل را بیوپسی می نامند. پیش آگهی و درمان سرطان روده، به مرحله بیماری ( به این معنا که سلول های سرطانی فقط بافت پوششی روده را یا تمامی جدار آنرا را درگیر کرده اند) و شرایط سلامتی عمومی فرد بیمار بستگی دارد. بعد از درمان به منظور اندازه گیری نوعی آنتی ژن در خون آزمایش خون داده شده و عکسبرداری انجام می گیرد تا مشخص شود که آیا سرطان عود کرده است یا خیر[48, 49].

13.3. مراحل سرطان

    عود سرطان به معنای برگشت دوباره آن بعد از درمان می باشد. ممکن است عود دوباره در روده بزرگ یا سایر قسمتهای بدن نظیر کبد یا ریه رخ دهد. اگر عود بصورت درگیری تنها یک ناحیه از بدن باشد باید جراحی انجام شود. اما در صورت درگیری بیش از یک ناحیه و انتشار سرطان در قسمتهای مختلف بدن ممکن است از روشهای دیگری نظیر شیمی درمانی یا رادیوتراپی استفاده شود[50].

14.3. روش های درمانی

    بطور کلی سه روش درمانی جهت درمان سرطان روده بزرگ وجود دارد که شامل جراحی، پرتودرمانی و شیمی درمانی است. روش دیگر درمانی نیز وجود دارد که در آن از روشهای بیولوژی برای درمان استفاده می شود. البته استفاده از این روشها در حد مطالعات بالینی است.

    جراحی : جراحی شایعترین روش درمانی در تمامی مراحل سرطان به حساب می آید. این روش به طرق مختلف انجام شده و براساس نظر پزشک و مرحله سرطان، روشهای جراحی متفاوت می باشد.

    عوارض جانبی جراحی : عوارض جانبی جراحی به محل تومور و نوع جراحی بستگی دارد. معمولاً در چند روز اول بعد از جراحی بیمار احساس ناراحتی دارند ولی معمولاً درد با دارو قابل کنترل می باشد. مدت زمان بهبود بعد از عمل جراحی از بیماری به بیمار دیگر متفاوت است.

   پرتو درمانی :  در این روش از اشعه X  با انرژی بالای برای کشتن سلول های سرطانی و کوچک نمودن اندازه تومور استفاده می شود. تولید اشعه می تواند خارج از بدن و بوسیله ماشینهای خاص یا در داخل بدن و از طریق موادی که تولید کننده اشعه هستند، صورت گیرد. پرتو درمانی به تنهائی یا همراه با جراحی و شیمی درمانی انجام می گیرد.

   عوارض جانبی پرتو درمانی : شایعترین عوارض جانبی پرتودرمانی شامل خستگی ، واکنش پوستی در محل برخورد اشعه با پوست و کاهش اشتها می باشد. بعلاوه ممکن است این روش منجر به کاهش گلبول های سفید خونی که از بدن در برابر عفونتها محافظت می کنند شود. بعضی از این عوارض قابل کنترل و قابل درمان هستند و در بسیاری از موارد این عوارض دائمی نمی باشند.

    شیمی درمانی:  این روش از داروها به منظور کشتن سلول های سرطانی استفاده می شود. اکثر داروهای ضد سرطانی بصورت تزریق داخلی در بدن یا داخل عضلات مورد استفاده قرار می گیرند. اما بعضی دیگر نیز به فرم خوارکی قابل مصرف هستند. شیمی درمانی یک روش درمانی سیستمیک به حساب می آید به این معنا که دارو از طریق جریان خون به هر قسمتی از بدن می رود تا سلول های سرطانی را بکشد. در این روش داروها به صورت دوره ای تجویز می شوند. یعنی دوره درمانی با یک دوره استراحت ادامه می یابد و بعد از آن از نو دروه درمانی شروع می شود. در صورتیکه سلول های سرطانی کبد را درگیر کرده باشند،می توان دارو را مستقیماً به شریانهای تغذیه کننده کبد تزریق نمود. بعد از آنکه جراح تمامی سلول ها و بافت سرطانی را از طریق جراحی برداشت، یک دوره شیمی درمانی نیز داده می شود تا سلول های سرطانی باقیمانده نیز در صورت وجود از بین بروند. عوارض جانبی شیمی درمانی : داروهای شیمی درمانی معمولاً سلول های با سرعت تکثیر بالا را مورد هدف قرار می دهند. از آنجایی که در بدن علاوه بر سلول های سرطانی بافتهایی نظیر سلول های خونی، بافت پوششی سیستم گوارشی و سلول های فولیکول مو نیز از سرعت تکثیر بالایی برخوردار هستند، لذا ممکن است این بافت ها نیز مورد هدف داروهای شیمی درمانی قرار بگیرد. در نتیجه عوارض جانبی شامل: عفونت ها، خستگی، ریزش موی موقتی، زخمهای دهانی و یا سایر علایم است. از جمله مهمترین عوارض جانبی داروهای شیمی درمانی کاهش کلی سلول های خونی می باشد. از آنجایی که داروهای شیمی درمانی مغز استخوان را به شدت تحت تأثیر قرار می دهند، ممکن است کم خونی (بصورت کاهش انرژی انجام کارها)، کاهش پلاکت های خونی ( بصورت خونریزی) یا کاهش گلبول های سفید ( بصورت افزایش استعداد ابتلا به عفونت ها ) ایجاد شود.  معمولاً همه کسانی که از این روش درمانی استفاده می کنند به تمامی این علائم مبتلا نمی شوند. به علاوه در طی دوره استراحت و بعد از قطع درمان تمامی این علایم برطرف می شوند.

   درمان های بیولوژیکی : در این روش ، بدن به تنهایی در برابر سرطانها مقابله می کند. در این روش از موادی استفاده می شود که توسط بدن یا اینکه در آزمایشگاهها ساخته می شوند تا مکانیسمهای طبیعی دفاعی بدن در برابر بیماریها جهت دهی ، تقویت و حفظ شوند. نام دیگر این روش ایمنی درمانی می باشد[31, 51].

15.3. دستورالعمل برنامه پیشگیری، تشخیص زودهنگام و غربالگری سرطان روده بزرگ

سالانه هزاران مورد ابتلا به سرطان در ایران و میلیون ها مورد در جهان رخ میدهد که در صورت تشخیص به موقع و زودهنگام، تومور در مراحل اولیه و محدود بوده، در نتیجه درمان آن آسان تر و امکان کنترل و بهبود کامل آن بسیار زیاد است. میزان بروز سالیانه سرطان در ساال 2020 میلادی، نزدیک به 20 میلیون نفر بوده است که تا سال 2040 میلادی به بیش از 30 میلیون نفر خواهد رسید همچنین عدد مرگ و میر سالیانه از 10 میلیون نفر در همین مدت به بیش از 16 میلیون نفر میرسد. هفتاد درصد از این افزایش در کشورهای در حال توسعه رخ میدهد. در ایران سالانه بیش از 135 هزار نفر مبتلا به سرطان میشوند که این عدد تا سال 2040 میلادی با افزایش بیش از 115 درصدی به بیش از 160 هزار نفر خواهد رسید.

مهمترین دلایل برای افزایش بروز سرطان در ایران و جهان عبارتند از:

▪ افزایش امید به زندگی و تعداد سالمندان (چرا که بروز سرطان با افزایش سن، افزایش می یابد(

▪ تغییر در شیوه زندگی مانند افزایش مصرف دخانیات، غذاهای چرب و پرکالری و کم تحرکی

▪ عوامل محیطی مانند افزایش مصرف سوخت های فسیلی

در حال حاضر با وجودی که عدد خام مرگ و میر ناشی از سرطان ها افزایش یافته است اما به طور کلی نسبت افرادی که از سرطان فوت میکنند با در نظر گرفتن جمعیت و تعداد موارد ابتلا، در مقایسه با سه دهه پیش، کاهش یافته است. نیمی از افرادی که امروز با تشخیص سرطان تحت درمان هستند، پنج سال زنده خواهند بود و بیش از 40 ٪ بعد از ده سال هنوز زندگی میکنند. متوسط میزان بقای ده ساله برای سرطان دو برابر 30 سال گذشته شده است. مهمترین دلیل بهبود در بقای بیماران، علاوه بر درمان های موثرتری که پیدا شده است، افزایش آگاهی مردم و ارتقای روش های تشخیص زودهنگام است. حتی برای کسانی که احتمال بهبودی آنها کم است، شانس زنده ماندن در زمان تشخیص زودتر، بیشتر خواهد بود. دو جزء اصلی در برنامه تشخیص زودرس سرطان وجود دارد: تشخیص زودهنگام و غربالگری .[31, 42, 44]

16.3. تشخیص زودهنگام سرطان

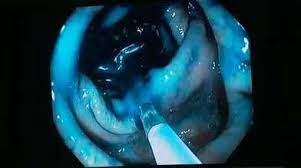
معنای تشخیص زودهنگام این است که ما به عنوان ارائه دهنده خدمات سلامتی در سطح شبکه بهداشتی درمانی کشور، علایم هشداردهنده سرطان را بدانیم تا در زمان ارزیابی های دوره ای، اگر فردی را بررسی کردیم و یا در فواصل بین ارزیابی ها اگر فردی با این علایم مراجعه کرد، آمادگی شناسایی این علایم و جدا کردن موارد مهم از غیر مهم را داشته باشیم تا در مرحله بعدی موارد مهم را برای اقدامات تشخیصی کامل تر به مراکز سطح بالاتر و مجهزتر معرفی کنیم.

اما معنی غربالگری این است که در افرادی که هیچ علامت هشداردهند های برای سرطان ندارند اما به دلیل شرایط جنسی (مثلا سرطان پستان) یا سنی خاص (مثلا سن بالا) بالقوه در معرض سرطان هستند، اقدامات تشخیصی را انجام دهیم. بسیاری از سرطان ها تنها با معاینه پزشکی و آزمایش های تکمیلی تشخیص داده میشوند که از جمله آنها سرطان های پستان، دهانه رحم و روده بزرگ هستند. غربالگری به عنوان بخشی از برنامه تشخیص زودرس است. غربالگری به معنی شناسایی بیماری احتمالی ناشناخته با استفاده از معاینه و آزمایشات ساده در فردی است که هنوز علائم ندارد. در یک برنامه ملی مدیریت سرطان، بعد از غربالگری، افراد تشخیص داده شده تحت درمان مناسب قرار میگیرند.

لازم است هم بیمار و هم ارائه دهندگان مراقبت های بهداشتی به اهمیت تشخیص زود هنگام از راه آشنایی با علایم مشکوک سرطان همچنین انجام فعالیت های غربالگری سرطان پایبند باشند که منجر به بهبود نتیجه و کاهش اتلاف منابع شود. در برنامه تشخیص زودهنگام و غربالگری سرطان روده بزرگ (کولورکتال)، پستان و دهانه رحم (سرویکس)، هدف شناسایی و ثبت بیماران مشکوک یا مبتلا به این سرطان ها و سپس ارائه خدمات مناسب در سطوح مختلف شبکه بهداشتی درمانی همچنین ساماندهی نظام ارجاع، درمان و مراقبت بیماران است.[52, 53]

17.3. نقش رنگ در سرطان کولون

در روش های پیشرفته کلونوسکوپی روده، با اعمال رنگ آبی خاصی در روده سلول های سرطانی خود را بهتر نشان می دهند که این کار سبب تشخیص بهتر سرطان توسط متخصص میشود[54].



شکل 2.3. کلونوسکوپی با رنگ آبی

فصل چهارم

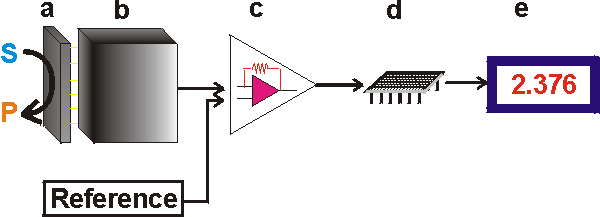
حسگر زیستی

1.4. مقدمه حسگر زیستی

حسگر زیستی یا بیو سنسور نام گروهی از حسگرها است که به گونه ای طراحی شده اند تا بتوانند تنها با یک ماده خاص واکنش نشان دهند .نتیجه این واکنش به صورت پیام هایی در میآید که یک ریزپردازنده میتواند آن ها را تحلیل کند. این حسگرها مختلفند اما جدای از نوعشان، همگی دارای ساز و کاری مشترک اند و در مسیر سال های اخیر پیشرفت های زیادی در عرصه های گوناگون داشته اند. طبق تعریف اتحادیه بین المللی شیمی کاربردی و اتحادیه بین المللی شیمی محض حسگر زیستی عبارت است از مجموعه ابزارهایی که با استفاده از واکنش های بیوشیمیایی خاصی، به واسطه آنزیم های ایزوله، بافت ها، سلول ها یا هر عنصر شیمیایی ماده مورد نظر را معمولاً به صورت الکتریکی، اُپتیکی یا گرمایی آشکارسازی میکند[55, 56].

2.4. بيوسنسور

بيوسنسورها سيستم های شناسايي بيولوژيکی هستند که از ترکيب عناصر حساس بيولوژيکی با ترانسديوسرهای ( مبدل های ) مناسب تشکيل شده اند و قادرند غلظت مواد مورد تجزيه با فعاليتهای بيولوژيکی را به سيگنال های الکترونی و ديجيتالی تبديل کنند. (شکل2.4.)[57]



شکل 1.4. طرحی شماتيک از اجزای اصلی بيوسنسور . a . بيوکاتاليست ، که سوبسترا را به محصول تبديل می کند . b . مبدل (Transducer ) ، که عمل تبديل واکنش های شناسايي شده را به سيگنال های الکتريکی برعهده دارد . c . تقويت کننده (amplifier ) که سيگنال خروجی از مبدل را تقويت می کند . d . فرآيند کننده سيگنال (processor ) e . نمايشگر (displayer ) [57].

در واقع بيوسنسور به عنوان ابزار تجزيه گر فشرده ای تعريف می شود که در آن يک ماده بيولوژيکی حساس يا مشتق شده بصورت بيولوژيکی (Bioreceptor ) با اتصالی فيزيکی شيميايي در تماس نزديک با مبدل (Transducer ) قرار گرفته است.

اساس کار در اين وسيله با ايجاد اتصالی مخصوص بين آناليت مورد نظر با عنصر شناساگر بيولوژيکی مکمل (بيوکاتاليست ) آن که بر روی يک تکيه گاه مناسب واسطه تثبيت شده همراه می باشد . نتيجه اين عمل متقابل ويژه تغيير در يک يا بيشتر از خصوصيات فيزيکی شيميايي محيط خواهد بود . (مثل تغيير pH ، انتقال الکترون ، تغيير جرم ، انتقال حرارت ، جذب يا آزادسازی گازها يا يونهای مخصوص ) که بوسيله مبدل شناسايي شده و به سيگنالی الکتريکی تبديل شده و در نهايت به صورت عددی کمی نشان داده می شود [57, 58].

a ) بيوکاتاليست و مبدل

مواد بيولوژيکی مورد استفاده در تکنولوژی بيوسنسورها ، آنزيم ، آنتی بادی ها و اسيدهای نوکلئيک ، ميکروارگانيسم ها ، بافت ها و سلول ها می توانند باشند.

اين مواد بيولوژيکی موجب می شوند که بيوسنسور بصورت انتخابی يا اختصاصی عمل کند . اين قسمت از بيوسنسور در شناسايي و اندازه گيری سريع مولکول ها يا واکنش های شيميايي ويژه نيز دخالت دارد. اين واکنشگرهای بيولوژيکی را به روش های مختلف می توان روی يک حامل جامد تثبيت کرد.

جذب فيزيکی جزء زيستی بر اساس نيروهای جاذب و اندر والس قديميترين و ساده ترين روش تثبيت است . يکی از معايب عمده اين روش اين است که نيروهای اتصالی جزء زيستی و حامل براحتی کنترل نمی شود . برای بهبود عملکرد بيوسنسور لازم است که واکنشگر بيولوژيکی را با اتصال کووالانسی به حامل جامد متصل کرد

قسمت کليدی يک بيوسنسور مبدل يا ترانسديوسر آن می باشدکه تغييرات فيزيکی و شيميايي حين واکنش را قابل استفاده و اندازه گيری می نمايد.

يا به عبارتی ترانسديوسرها سيگنال بيولوژيکی توليد شده را به سيگنال قابل اندازه گيری و پردازش الکتريکی تبديل می کند . اين سيگنال ها تقويت شده و بصورت مورد نظر نشان داده می شوند.

ترانسديوسرها می توانند الکترود، ترانزيستور، ترميستور، فيبرنوری يا کريستال فشار الکتريکی باشند.

اين ترانسديوسرها بايد ويژگی های زير را داشته باشند :

* نسبت به آناليت کاملاً اختصاصی عمل کنند
* واکنش در آنها در غلظت مناسبی صورت گيرد
* زمان پاسخ آنها کوتاه باشد ، بين 1 تا 60 ثانيه
* بتوان تا حد امکان اندازه آنها را کوچک کرد

بيوسنسورها را بر اساس ترانسديوسرهای آنها به چهار دسته عمده تقسيم بندی می کنند: بيوسنسورهای الکتروشيميايي، نوری، حرارتی و جرمی

در ميان بيوسنسورهای مختلف، بيوسنسورهای الکترو شيميايي خصوصاً بيوسنسورهای آمپرومتريک اخيراً موقعيت برجسته تری پيدا کرده اند و به همين دليل نيز اکثر کوشش های اخير در ارتباط با بيوسنسورهای الکتروشيميايي پتانسيومتريک و آمپرومتريک می باشد.

بيوسنسور خوب بايستی حداقل بعضی از خصوصيات زير را دارا باشد :

* بيوکاتاليست آن با توجه به هدف تجزيه بايستی کاملاً اختصاصی عمل کند و بيوکاتاليست آن بايستی تحت شرايط عادی پايدار باشد.
* واکنش بيوکاتاليست با آناليت بايستی وابسته به پارامترهای فيزيکی مثل تغيير pH ، درجه حرارت و . . . باشد تا قابل کنترل و هدايت و استفاده توسط ترانسديوسرها بوده . همچنين بايستی اجازه آناليز نمونه را با کمترين فرآيند آماده سازی بدهند.
* نتيجه بدست آمده توسط بيوسنسورها بايستی دقيق و قابل تکرار باشد و پاسخی باشد که بدون رقيق يا غليظ کردن نمونه بدست آمده باشد . همچنين پاسخ بايستی عاری از اختشاشات الکتريکی باشد.
* بيوسنسور کامل بايستی ارزان ، کوچک ، قابل حمل و استفاده توسط کاربران نيمه ماهر نيز باشد .
* اگر از بيوسنسور برای کنترل عوامل ميکروبی مهاجم در کارهای بالينی استفاده شده ، ميله آن بايستی نازک و زيست سازکار باشد و اگر از آن در صنايع تخمير استفاده می شود بايستی قابل استريل باشند[59, 60].

3.4. توسعه و انواع بيوسنسورها

يوسنسورهای نسل اول :

در اين بيوسنسورها محصول حاصل از واکنش بيوکاتاليست با آناليت به مبدل يا ترانسديوسر منتشر شده و باعث ايجاد سيگنال های الکتريکی می شوند .

بيوسنسورهای نسل دوم :

بيوسنسورهايي بودند که در آنها واسطه ای بخصوص بين بيوکاتاليست و مبدل قرار داده شده بود که محصول حاصل از واکنش بيوکاتاليست با آناليت را گرفته و به ترانسديوسر منتقل کرده ، که اينها نتايج واکنش را نيز تشديد می نمايند .

بيوسنسورهای نسل سوم :

بيوسنسورهايي هستند که در آنها خود واکنش بطور مستقيم باعث ايجاد پاسخ شده و در آنها واسطه ها و سيستم انتشار را نداريم.

در انتها نيز بايد متذکر شد فناوری جديد نانو نکنولوژی نقش بسيار مهمی در توسعه و پيشرفت بيوسنسورها بازی کرده و در آينده نيز خواهد نمود . بطوريکه با استفاده از نامنومتريالها ، حساسيت و عملکرد بيوسنسورها بطور قابل توجهی افزايش يافته و باعث می شود اين وسيله تا پنج برابر قويتر ، تا ده برابر مؤثرتر و ميليونها برابر بهتر عمل کرده

نانوتکنولوژی باعث می شود که در زمينه های تجزيه بيولوژيکی و شيميايي توسط اين وسيله تغييراتی اساسی صورت گرفته و اين وسيله را از حالت وسيله ای تک منظوره خارج کرده و آن را به ابزاری تبديل کند که تجزيه های سريع چندين جزئی را بتوان در طبيعت انجام داد[56, 61].

b ) بيوسنسورهای الکترو شيميايي :

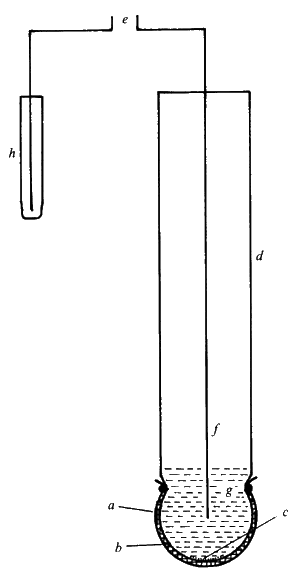
بيوسنسورهای الکترو شيميايي خود دارای چهار نوع مختلف توان سنجی (Potentiometric ) آمپرسنجی (Amperometric ) ، هدايت سنجی (Conductiometric ) و امپدانس سنجی (Impedimetric ) می باشند که ما در اينجا دو نوع اول را که کاربرد وسيعتری يافته اند را معرفی می نمائيم .

1.b ) بيوسنسورهای توان سنجی (Potentiometric biosensors )

اين دسته از بيوسنسورها در يک موقعيت خنثی کار می کنند که هيچ جريانی وجود ندارد و اساس کار آنها تجمع دانستية بار در سطح الکترود است که توسط محصولات فرآيند بيوکاتاليکی بوجود می آيد . در اين بيوسنسورها پتانسيل بين دو الکترود وقتی که هيچ جريانی بين آنها وجود ندارد ، اندازه گيری می شود.

مهمترين بيوسنسور پتاسيومتريک بر پاية الکترود يون انتخابی (Ion selective electrode ) می باشد. و نمونه ای ساده از اين بيوسنسورها ، بيوسنسوری است که در آن غشائی آنزيمی را بر روی الکترود pH متر تثبيت نموده اند.

واکنشی که در مجاور غشاء شيشه ای حساس pH متر اتفق می افتد باعث تغيير pH شده که می تواند بطور مستقيم از نمايشگر pH متر خوانده شود[62, 63].



شکل 2.4. نمونه ای از بيوسنسور پتانسيومتريک : a : غشاء نيمه تراوا که اطراف بيوکاتاليست را پوشانده ، b : بيوکاتاليست ، c : غشاء شيشه ای فعال ، d : الکترود pH متر e : پتانسيل الکتريکی که معمولاً بين الکترود داخلی Ag/Agcl (f ) غرق شده در Hcl رقيق (g ) و الکترود خارجی استاندارد (h ) برقرار شده

سه نوع از انواع الکترودهای يون انتخابی (Ise ) که در بيوسنسورهای پتانسيومتريک استفاده می شوند [63].

1- الکترودهای شيشه ای مخصوص کاتيون ها ( مثل الکترود pH متر معمولی )

در اين الکترودها عنصر حس کننده يک غشاء شيشه ای هيدراته خيلی نازک می باشد . اين غشاء پتانسيل الکتريکی را که حاصل رقابت کاتيونهای مختلف با توجه به غلظتشان برای اتصال به نقاط مخصوص اين غشاء می باشد را آشکار می نمايد . انتخاب پذيری اين غشاء توسط ترکيبات شيشه سازنده آن تعيين می گردد . ميزان حساسيت اين اکترودها نيز به کاتيون  بسيار بزرگتر از 9 NH می باشد.

2- الکترودهای pH شيشه ای :

در اين الکترودها سطح الکترود توسط يک غشاء نفوذ پذير انتخابی به گاز (H2S , NH3 , CO2  ) پوشيده شده . انتشار گاز از درون اين غشاء باعث تغييری در pH محلول حس کننده بين غشاء و الکترود شده که اين مسئله باعث تعيين مقدار آن گاز و در نهايت مقدار آناليت خواهد شد .

3- الکترودهای حالت جامد ( Solid – State electrodes )

در اين الکترودها غشاء شيشه ای توسط يک غشاء هادی يونهای بخصوص که از مخلوط سولفيد نقره و هاليدنقره ساخته شده جايگزين شده است . از اين الکترودها برای تعيين آنيونهايي مثل  در واکنش پراکسيداز و آنيون سيانيدين (آميگدالين موجود در بادام تلخ ) می توان استفاده نمود.

ليست 1 واکنش هايي شامل جذب و آزادسازی يونهای مختلف که توسط بيوسنسورهای پتانسيومتريک قادر به اتوليز می باشد.

الف : کاتيون 

D-glucose + O2  glucose oxidase D-glucono -1,5 – lactate + H2O2 H2O D-gluconate + H+

Penicillin Penicillinase Penicilloic acid + H+

H2NCO NH2  + H2O + 2H+ urease ( PH = 6 ) a  2NH4+ + CO2

H2NCoNH2 + 2H2O urease (PH=6/5 ) b  2NH3 + HCO3 - + H+

Neutral lipids + H2O lipase glycerol + fatty acids + H+

b . کاتيون NH4+

L – aminoacid + O2 + H2O L – amio acid oxidase Keto acid + NHa+  + H2O2

L – asparagines + H2O Asparaginase L – aspartate + NH4+

H2NCONH2 + 2H2O + H+ urease ( PH = 7/5)2NH4+ + HCO3-

C ) آنيون 

H2O2  + 2H+  + 2I-  peroxidase I2 + 2H2O

d ) آنيون CN-

Amygdalin + 2H2O B – glucosidase 2glucose + benzal dehyde + H+ + CN-

a : همچنين در بيوسنسورهای پتاسينومتريک NH4+  و CO2  (گاز) استفاده شده .

b : همچنين در بيوسنسورهای پتانسيومتريک NH3  ( گاز ) نيز استفاده شده .

همانطور که ذکر شد ، الکترودهای فوق غشاء مخصوصی دارند که به طور انتخابی تنها اجازه عبور به يونهای مشخصی را می دهند . در اثر مهاجرت انتخابی يونها از محل با غلظت بالاتر به محل با غلظت پايين تر بار الکتريکی اطراف غشاء به طور نامتعادلی توزيع می شود . در نتيجه با ايجاد اختلاف پتانسيلی در جهت خلاف حرکت يونها ، دستگاه به تعادل می رسد ، اختلاف پتانسيل ايجاد شده در اطراف غشاء مشابه پيلهای الکترودی و به صورت زير محاسبه می شود :



E = پتانسيل اندازه گيری شده يا مشاهده شده است ( برحسب ولت )

E0 = پتانسيل استاندارد است ( که بر حسب الکترود استاندارد بکار رفته فرق می کند .)

R = ثابت گاز

T = درجه حرارت مطلق ( برحسب کلوين )

X = پتانسيل مخصوص مادة مورد اندازه گيری ( شاريونی ماده مورد اندازه گيری )

F = ثابت فارادی

A = فعاليت ترموديناميکی عنصر مورد آزمايش ( يا بطور واضح A معلوم کننده فعاليت يونی نمونه است، اما در غلظت های معمولی که در بيوسنسورها با آن روبرو می شويم که علی الخصوص متناسب با غلظت نمونه نيز می باشد).

همانطور که در فرمول بالا مشاهده می شود بين پتانسيل و غلظت يون رابطه لگاريتمی وجود دارد که اين مسئله باعث می شود تا بتوان از اين بيوسنسور برای تعداد زيادی از تجزيه ها استفاده کرد ولی از طرفی نيز در صورت اشتباهی کوچک در اندازه گيری پتانسيل اين خطا منجر می شود که در گزارش غلظت ماده مورد بررسی خطای بسياری بوجود آيد.

بنابراين سنسورهای توان سنجی به يک الکترود استاندارد پايدار و فيلترهايي برای حذف نويزهای (اختشاشات ) الکترونيکی نياز دارند.

پيشرفته ترين نوع اين بيوسنسورها ، بيوسنسوری است که از اتصال الکترود يون انتخابی (Ise ) به يک ميدان اثر ترانزيستور (Field effect Transistor ) ساخته شده و تا حدودی توانسته اند مشکلات انواع قبلی را در اين بيوسنسورها برطرف نمايند.

محدوده معمول شناسايي اين بيوسنسورها  تا  مولار است. اگر چه تعداد معدودی از اينها حساسيتی تا 10 برابر اين نيز دارند . زمان جوابگيری از اين بيوسنسورها نيز بين 1 تا 5 دقيقه است که اين مسئله به ما اجازه تا بيش از 30 آناليز در هر ساعت را می دهد.

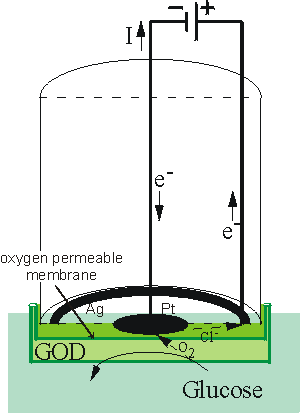
در انتها نيز در مورد اين بيوسنسورها بايستی اذعان داشت با توجه به هزينه بالای آنها و اينکه نتايج حاصله از اين بيوسنسورها هنوز مورد ترديد است و اينها خيلی نيز ، اختصاصی عمل نمی کنند ، در حال حاضر برای تجزيه مواد غذايي آنچنان مناسب نبوده مگر اينکه در آينده و با استفاده از نانوتکنولوژی قابليت های آن ارتقاء يابد[64, 65].

2.b ) بيوسنسورهای آمپرسنجی (Amperometric BiosenSors )

بيوسنسورهای آمپرسنجی به دليل ويژگيهای مطلوبی که دارند اخيراً موقعيت برجسته تری پيدا کرده اند از جمله ويژگيهای اين بيوسنسورها می توان به قابل حمل بودن ، سادگی ، حساسيت بالا ، قابليت بالقوه برای استفاده در هر زمان و مکان و قابليت تجزيه چندين نمونه با سرعت بالا و هزينه کم ، کنترل پتانسيل راحت تر در اين ها نسبت به انواع توان سنجی و اثر کمتر پتانسيل های نويز برروی دقت اين دستگاه را اشاره کرد . اين بيوسنسورها طوری طراحی شده اند که در تجزيه های مواد غذايي کنترل های محيط زيست ، شناسايي بيماری ها ، صنايع دارو سازی و کشاورزی و غيره قابليت کاربرد دارند.

برخلاف بيوسنسورهای توان سنجی که در آنها پتانسيل بين دو الکترود وقتی که هيچ جريانی بين آنها وجود ندارد و محيط به حال تعادل رسيده اندازه گيری می شود در دستگاههای حساس آمپزسنجی با استفاده از برقراری پتانسيل بين يک الکترود و يک الکترود استاندارد موجب تحريک واکنشهای انتقال الکترونی و ايجاد جريان ويژه ای شده که شدت آن متناسب با غلظت مادة الکترواکتيو محلول می باشد.

نمونه ای از بيوسنسورهای آمپرومتريک معمول بيوسنسورهای آمپرومتريکی هستند که در آنها از الکترود اکسيژن کلارک استفاده شده[66].



شکل 3.4 نمای شماتيک يک بيوسنسور آمپرومتريک را مشاهده می کنيد . پتانسيل بين کاتد پلاتين مرکزی و آندنقره حلقوی برقرار شده . که اين پتانسيل توليد کننده جريانی است که اين جريان (I ) بوسيله محلول اشباع (KCI ) واسطه منتقل شده . در اين بيوسنسورها قسمت الکترود از بيوکاتاليست ( آنجايي که گلوکز اکسيداز (GOD ) نشان داده شده . ) بوسيله يک غشاء پلاستيکی نازک که فقط قابليت نفوذ نسبت به اکسيژن را دارد جدا شده . محلول آناليت نيز بوسيله غشاء ديگری که قابليت نفوذ نسبت به سوبسترا را دارد از بيوکاتاليست جدا شده . اين بيوسنسور معمولاً در حدود 1 سانتی متر قطر دارد ، اما قطر کاتد پلاتين آن 25/0 ميلی متر بوده که در بين يک آندنقره با روکش استيل قرار گرفته.[61]

الکترود اکسيژن کلارک يک وسيله آمپرسنجی است که در آن اکسيژن از يک غشاء تفلونی قابل نفوذ نسبت به اکسيژن عبور می کند و در يک الکترود پلاتين در يک توان ثابت ( V 6/0- ) در مقابل يک الکترود استاندارد کلريد نقره يا نقره به پراکسيد هيدروژن احياء شده.

معمولاً هر دو الکترود در يک محلول کلريد پتاسيم اشباع غوطه ور بوده و بوسيله يک غشاء پلاستيکی نفوذ پذير به اکسيژن ( مثل تفلون ، پلی تترافلوئورواتيلن ) از محلول مورد آزمايش جدا شده. واکنش هايي که در اين الکترود اتفاق می افتد به صورت زير است.

Ag anode 4 Ag 0 + 4 Cl – 4 Agcl + 4e –

Pt catode O2 + 4H+ 4e - 2H2O

نمونه ای از بيوسنسورهای آمپرومتريک از تثبيت آنزيم گلوکز اکسيدازی که در ژلهای پلی اکريل آميد حبس شده بر روی سطح اين الکترودهای اکسيژن تشکيل شده . اين سيستم بر پايه واکنش زير است .

H2O2 + اسيد گلوکونيک گلوکز اکسيداز O2  + گلوکز

حضور گلوکز در محلول موجب می شود که شدت نفوذ اکسيژن به سطح پلاتين کاهش پيدا کند و از اين رو جريان مداوم کاهش يابد . تا هنگامی که غلظت گلوکز کمتر از Km ( ثابت ميکائيليس – منتون ناميده شده که عدد ثابتی نيست و می تواند با ساختمان سوبسترا ، PH و درجه حرارت برای هر آنزيم تغيير نمايد ) آنزيم تثبيت شده باشد و اکسيژن به اندازه کافی وجود داشته باشد ، رابطة بين جريان و غلظت گلوکز خطی است.

در واقع در اين بيوسنسورها برای تعيين سرعت واکنش که با غلظت آناليت متناسب است از اندازه گيری اکسيژن مصرف شده توسط آنزيم استفاده نموده ايم .

به همين طريق برای تجزيه سوبستراهای مختلف می توان با تثبيت آنزيم های اکسيدوردوکتاز ديگر (مثل الکل اکسيداز ، L , D آمينواسيداکسيدازها ، کلسترول اکسيدازها ، گالاکتوزاکسيدازها ، اورئات اکسيدازها و . . . ) برروی اين الکترود ، بيوسنسورهای مختلفی تهيه کردند.

روش ديگر برای تعيين سرعت اين واکنش اندازه گيری پراکسيد هيدروژن توليد شده است . که در اين روش با برقراری پتانسيلی 68/0+ ولتی بين الکترود پلاتين با الکترود و نقره يا کلريدنقره اين کار را می توان انجام داد . در اين حالت واکنش های زير را در الکترود خواهيم داشت .

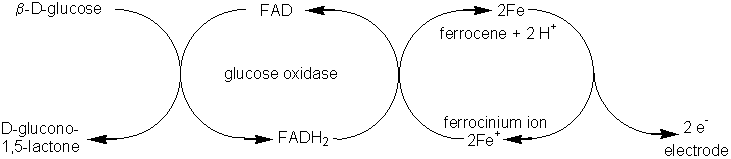
Pt anode H2O2  O2 + 2H+ + 2e –

Ag Catode 2Agcl + 2e - 2Ag0 + 2cl -

چنين دستگاه هايي نسبت به تغييرات فشار اکسيژن محلول نمونه حساس بوده و از طرفی در آنها به دليل بالا بودن پتانسيل لازم برای احياء O2  يا اکسيد H2O2  در الکترود پلاتين مزاحمت ناشی از ساير نمونه های الکترود اکتيو در محلول افزايش يافته . راه حل اين مشکلات اين است که الکترون ايجاد شده در واکنش را با استفاده از يک مولکول مناسب بنام ماده واسطه (mediator ) از مولکول بيولوژيک به الکترود پلاتين انتقال دهيم . مدير تورهای مناسب بايد دارای خواص زير باشند .

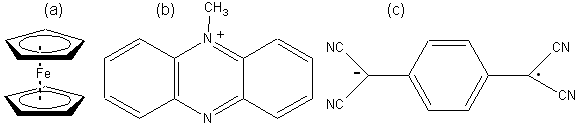
* به آسانی در واکنش ردوکس با ترکيب بيولوژيکی و الکترون شرکت کند تا روی انتقال سريع الکترون اثر بگذارد .
* تحت شرايط لازم اندازه گيری پايدار باشد.
* در هنگام انتقال الکترون ها در واکنش های جانبی مثل احيای اکسيژن شرکت نکنند.
* پتانسيل رودکس مناسبی داشته باشد . بطوريکه از پتانسيل ساير مواد فعال الکتروشيميايي موجود در نمونه تفاوت داشته باشند.
* نسبت به تغييرات دامنة وسيعی از pH مقاوم باشند.
* ترجيحاً غير سمی باشند خصوصاً در محيطهای زنده ( Invivo )
* نسبت به تثبيت کردن مقاوم باشند.

فروسن (Ferrocene ) و مشتقات آن به عنوان خانواده ای از مديرتورها که با ملاک های بالا تطابق خوبی دارند عموماً استفاده شده. از اينها در بيوسنسورهای گلوکز، الکها، منوکسيد کربن اسيدهای آمينه، گلی کولات و گالاکتوز نيز استفاده شده. نحوه عمل اين ها به شکل زير می باشد[15, 67].



شکل 4.4. فروسن[67]

الکترودهايي نيز در حال حاضر توسعه يافته اند که می توانند الکترونها را بطور مستقيم از آنزيم احياء شده بدون نياز به چنين مديرتورهايي دريافت کنند . در آنها روکشی از نمکهای ارگانيک هادی جريان الکتريکی مثل کاتيون N – فنيل فنازينيوم با راديکال آنيونی تتراسيانوکينودی متان بکار رفته. بسياری از آنزيم ها با کوآنزيم های NAD FAD توسط پل های نمکی می توانند به چنين هدايت کننده های کريستال متصل شده و تشکيل بيوسنسور دهند[68].



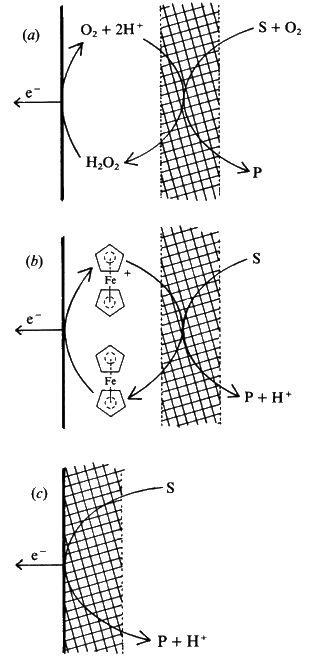
شکل 5.4. فروسن (5 – bis – cyclopentadienyl iron  ) ، منشاء تعداد زيادی از ترکيبات مديوتور است . Tmp+ , b ، قسمت کاتيونی کريستال آلی هدايت کننده . (C ) TCNQ- قسمت آنيونی کريستال آلی هدايت کننده [55].

نسل اول : بيوسنسورهايي که انتقال الکترون توليدی در واکنش به الکترود در آنها توسط خود محصول واکنش انجام شده

نسل دوم : بيوسنسورهايي که انتقال الکترون توليدی در واکنش به الکترود در آنها توسط ماده واسطه (mediater ) انجام شده .

نسل سوم : بيوسنسورهايي که انتقال الکترون توليدی در واکنش بصورت مستقيم و توسط هدايت کننده های ارگانيک انجام شده .

يکی از مزيت های بيوسنسورهای آمپرسنجی نسل سوم اين است که در آنها مزاحمت های ناشی از ساير نمونه های الکترواکتيو در محلول که می تواند بر پتانسيل ايجاد شده در واکنش تأثير بگذارد را به حداقل رسانده.



شکل 6.4. سه نسل از بيوسنسورهای آمپرومتريک با آنزيم دارای کوآنزيم FAD را مشاهده می کنيد [55].

بيوکاتاليست در اينجا با خطهای هاشور زده نشان داده شده . (a ) نسل اول که در آنها H2O2  توليد شده بوسيله واکنش مورد اتوليز قرار می گيرد . ( ) . (b ) نسل دوم که در اينها مديرتوری مثل فروسن انتقال دهنده الکترون توليدی در واکنش به الکترود است . ( E0 = +0/19V ) . ( c ) نسل سوم که در اينها الکترون توليدی در واکنش مستقيماً به سطح الکترود منتقل شده . (E0 = +0/10 ) . در همه اينها پتانسيل استاندارد (E0 ) مربوط به الکترود Cl-/Agcl , Ag0  می باشد . در هر سه نسل اين بيوسنسورها واکنشی که در بيوکاتاليست اتفاق می افتد به اين شکل است که :

Substrate (2H) + FAD – Oxidase ) Product + FADH2 – Oxidase

اين واکنش نيز در الکترود به واکنشهای زير منتهی شده :

a . در بيوسنسور نسل اول :

biocatalyst

FADH2 – Oxidase + O2 FAD – Oxidase + H2O2

electrod

H2O2 O2 + 2H+ + 2e-

b . در بيوسنسور نسل دوم .

biocatalyst

FADH2 – Oxidase + 2Ferricinium + FAD – Oxidase + 2 Ferrocene + 2H+

electrode

2Ferrocene 2Ferrocinium+ + 2e-

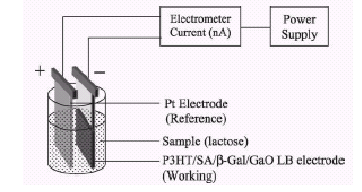
C . در بيوسنسور نسل سوم

biocatalayst / electrode

FADH2  - Oxiclase FAD – Oxidase + 2H+ + 2e-

در پايان از اين نوع بيوسنسورها که کاربرد وسيعی در صنايع شير پيدا کرده می توان به بيوسنسور لاکتوزی اشاره کرد که شارما و همکاران وی (2004) برای تخمين ميزان لاکتوز در شير طراحی کردند.

الکترود اين بيوسنسور لاکتوز بر پايه فيلمهای Langmuir – Blodgett ساخته شده اند که اين الکترود پاسخهای آمپرومتريک را در غلظتهای مختلف لاکتوز توليد می کند . بيوسنسور فوق قادر است ، غلظت لاکتوز شير را در چند دقيقه تخمين بزند که اين در مقايسه با روش های خسته کننده و زمان بری مثل اسپکتر و فتومتری و پلاريمتری بسيار مناسب است.



شکل7.4. نمايي شماتيک از بيوسنسور لاکتوز

C : بيوسنسورهای حرارتی Calorimetric biosensors

اکثر آنزيم های کاتاليز کننده وکنش ها اگزوترميک هستند يا حرارت توليد می کنند.

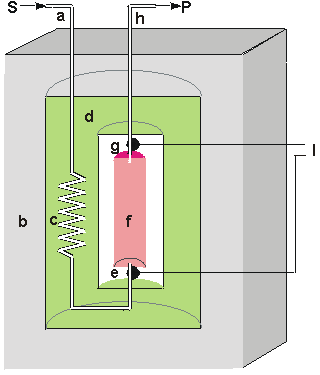
که اين می تواند به عنوان اساسی برای اندازه گيری سرعت واکنش و بنابراين غلظت آناليت استفاده شود آنچه توضيح داده شده در انواعی از اين بيوسنسورها بطور معمول بکار برده می شود[69, 70].

جدول 1.4. حرارت ايجاد شده ( مولار آنتالپی ها ) از واکنش های کاتاليز شده توسط آنزيم ها

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Reactant | Enzyme | Heat output -H (kJ mole-1) |
| Cholesterol | Cholesterol oxidase | 53 |
| Esters | Chymotrypsin | 4 - 16 |
| Glucose | Glucose oxidase | 80 |
| Hydrogen peroxide | Catalase | 100 |
| Penicillin G | Penicillinase | 67 |
| Peptides | Trypsin | 10 - 30 |
| Starch | Amylase | 8 |
| Sucrose | Invertase | 20 |
| Urea | Urease | 61 |
| Uric acid | Uricase | 49 |

اين سنسورها شامل پروب های ترميستور (Thermistor prob ) هستند.

تغييرات درجه حرارت در طی واکنش آنزيم با سوبسترا را که در درون محفظه ای عايق حرارتی شده و حاوی ستونی با آنزيم های تثبيت شده برروی آن ، ايجاد شده ، معمولاً بوسيله اين ترميستورها که در ورودی و خروجی اين محفظه نصب شده ، اندازه گيری می کنند[57].



شکل8.4. طرح شماتيک يک بيوسنسور کالريمتريک . نمونه مورد نظر از قسمت (a ) وارد سيستم ايزوله که بصورت جعبه (b ) نشان داده شده می گردد . نمونه در مبدل حرارتی (c ) در درون محفظه آلومنيومی (d ) گرم شده از اينجا ، نمونه از قسمت ترميستور استاندارد گذشته (e )و وارد بستر بيوراکتور شده(lml- f ) تغيير در درجه حرارت توسط ترميستور (g ) مشخص شده و سپس محلول از قسمت (h ) خارج شده . جريان الکتريکی خروجی (I ) مشخص کننده اختلاف مقاومت و بعد از آن درجه حرارت بين ترميستورهاست[62].



تحت چنين شرايط کنترل شده بسته ای بيش از 80% حرارت توليد شده در واکنش می تواند به عنوان تغيير در درجه حرارت ساطع شده از نمونه ثبت شود . سپس بسادگی تغييرات آنتالپی و مقدار واکنش انجام شده در اينها محاسبه خواهد شد . بطور مثال : اگر 1 ميلی مول واکنش دهنده بطور کامل تبديل به محصول شود ، در واکنش توليد  حرارت شده ، سپس هر ميلی ليتر محصول توليدی 1/0 ژول حرارت توليد می نمايد ، که با کارآيي 80% ، اين باعث تغيير درجه حرارتی حدود در محلول خواهد شد . اين مقدار نيز در محدوده درجه حرارتی است که معمولاً با آن روبرو شده و ضروری نيز می باشد زيرا درجه حرارتهای بيش از  بطور معمولی برای شناسايي توسط بيوسنسور مفيد است . ترميستورهايي که برای شناسايي تغييرات درجه حرارت استفاده شده ، بر طبق تغييرات مقاومت الکتريکی شان همراه با درجه حرارت عمل کرده ، که از قوانين زير پيروی کرده



و بنابراين



R2 , R1  به ترتيب مقاومت های ترميسورها در درجه حرارتهای مطلق T2 , T1  می باشند و B خصوصيت دمايي ثابت برای ترميستور است . وقتی که تغييرات دمايي خيلی کوچک هستند ، در اين موارد  خيلی کوچکتر از 1 شده و اين نسبت بطور قابل توجهی می تواند ساده شده . حال از آنجا که  تقريباً  پس خواهيم داشت :



همچنين زمانيکه  باشد ، پس به جای هردوی آنها می توان در مخرج فقط T1 را قرار داد که در اين صورت داريم :



يعنی افزايش مقاومت الکتريکی  ترميستور متناسب با افزايش درجه حرارت  است . اما از آنجائيکه مقاومت الکتريکی متناسب با جريان الکتريکی توليدی و آن نيز با غلظت مواد واکنش دهنده متناسب است ، لذا می توان با اين سنسورها نيز غلظت مواد مختلف را اندازه گيری کرد.

بيوسنسورهای حرارتی در موارد بسياری از جمله شيمی بالينی و کنترل فرآيند ، کنترل تخمير و ساير آناليزهای بيولوژيکی و کنترل محيطی مورد استفاده قرار می گيرند[71].

d . بيوسنسورهای نوری (Optical biosensors )

سنسورهای نوری ، اجسام و تغییرات در شرایط محیطی و دیگر موارد مرتبط را از طریق تنوعی از ویژگی‌های نوری (اپتیکال) تشخیص می‌دهند. یک سنسور فتوالکتریک یا سنسور نوری اساسا از یک امیتر (انتشار دهنده) برای ساطع کردن نور و یک گیرنده (ریسیور) برای دریافت نور تشکیل می‌شود. وقتی که نور ساطع‌شده متوقف می‌شود یا توسط جسم سنسینگ بازتاب می‌شود، مقدار نوری که گیرنده دریافت می‌کند تغییر می‌کند. گیرنده این تغییر را تشخیص می‌دهد و به یک خروجی الکتریکی تبدیل می‌کند. منبع نور برای اکثر سنسورهای نوری، مادون قرمز (فروسرخ یا IR) یا نور مرئی است (معمولا قرمز، یا سبز/آبی برای رنگ‌های شناساگر). در يک بيوسنسور نوری واکنش بين بيوکاتاليت با مواد مورد تجزيه در خواص نوری سيستم از قبيل absorbance ، reflectance ، Luminecence تغييری بوجود آورده . که با مشخص کردن ميزان اين تغيير ميزان غلظت ماده مورد تجزيه را مشخص نموده.

از اين تکنيک قبلاً نيز در محدوده وسيعی و در سطح خيلی پايين بصورت نوارهای تست نورسنجی استفاده می شده است . بدين صورت که برروی ورقه های سلولزی آنزيم و معرف اشباع را تثبيت می نمودند و از اين ورقه ها برای کنترل ميزان آناليت های مختلف در خون انسان استفاده می شده است.

به عنوان مثال نمونه ای از اينها که برای کنترل خون بيماران ديابتی استفاده می شده نواری شامل آنزيم های گلوکز اکسيداز و هور سراديش پراکسيد از (پراکسيداز ريشه خردل (Ec 1.11.1.7 ) و کروموژن (مثل اوتوليدين يا  - تترامتيل بنزيدين ) می باشد . زمانيکه اين نوار را در نمونه قرار می دهيم پراکسيد هيدروژن توليد شده بوسيله اکسيداسيون هوازی گلوکز طبق واکنش زير کروموژن کم رنگ را به يک ماده رنگی قوی اکسيد می کند .

 کروموژن

سپس رنگ توليدی را اغلب با استفاده از چارتهای رنگی و با مقايسه چشمی مستقيم شناسايي کرده و ميزان غلظت گلوکز را مشخص کرده اند.

نمونه ای از اين بيوسنسورها ، بيوسنسورهايي است که در آنها از سيستم LumineSence استفاده شده است . بدين طريق که در آنها از آنزيم لوسيفراز کرم شبتاب

(photinus luciferin 4-monoxygenese (ATP – hydrolysing ) , EC 1.13 . 12.7)

و D . لوسيفرين برای شناسايي باکتريهای موجود در مواد غذايي و نمونه های بالينی استفاده شده . در اينجا باکتريها به طريق ويژه ای تجزيه شده و ATP آزاد شده ( تقريباً متناسب با تعداد باکتريهای موجود است . ) ATP با لوسيفرين و اکسيژن در حضور آنزيم لوسيفرار واکنش داده ( طبق فرمول زير ) و توليد نور زرد رنگی با طول موج بالا را نموده .



که نور توليد شده را با استفاده از روش های نورسنجی با استفاده از فوتومولتی پليتر تيوب های با ولتاژ بالا و يا سيستم های فوتوريود با ولتاژ پايين اندازه گيری کرده و پی به ميزان باکتريها در نمونه برده.

در بيوسنسورهای جديد از دستگاههای اپتوالکترونيک ، فيبرهای نوری يا هدايت کننده های امواج نوری به عنوان ترانسديوسر استفاده شده است . و جزء بيوکاتاليت نيز بر روی اين ها تثبيت می شود.

اين بيوسنسورهای نوری را به سه گروه تقسيم بندی می کنند .

1- بيوسنسورهای رزنانس (ارتعاش) پلاسمون سطحی (Surface plasmon resonance or SPR ) از اين نوع سنسورها در تشخيص پاتوژنهای ميکروبی ، توکسين ها و باقی مانده آفت کش ها در مواد غذايي گياهی و حيوانی استفاده می شود .

2- بيوسنسورهای انعکاس داخلی ( Total internal reflection or TLR ) از اينها نيز به عنوان ايمونوسنسورها استفاده شده .

3- بيوسنسورهای اسپکتروسکوپی تصحيح فوتون (photon Correlation Spectroscopy ) که از اينها برای اندازه گيری تغيير اندازة ذرات در عمل آگلومريزاسيون استفاده شده . از آنجا که عمل آگلومريزاسيون يکی از اثرات پادتنها روی باکتريها می باشد . با توجه به اين احتمالاً می توان با تثبيت پادتنها روی اين بيوسنسورها تعداد باکتريها را در يک نمونه تشخيص داد.

از مزايای بيوسنسوری نوری دوام و مقاومت بيشتر آنها نسبت به ساير بيوسنسورها بوده و اينکه از تداخلات الکترو مغناطيسی درامان می باشند ولی از معايب اينها اينکه تحت مزاحمت نور محيط قرار گرفته و در فاز واکنش دهنده نيز اجزای منتشر کنندة نور مشکلاتی را در آنها بوجود آورده . که البته برای کاهش اين مشکلات بر روی اين بيوسنسورها در حال حاضر از لايه های ايزوله کننده نوری (Optical Isolation ) استفاده نموده تا از تداخل نور محيط يا فلورسانس طبيعی نمونه جلوگيری کنند.

E . بيوسنسورهای فشار الکتريکی (Piezo – electric biosensors )

کريستالهای فشار الکتريکی (مثل کوارتز ) تحت تأثير ميدان الکتريکی مرتعش می گردند . فرکانس اين نوسان (f ) بستگی به ضخامت و برش کريستال داشته ، بطوريکه هر کريستال دارای يک فرکانس ارتعاشی مخصوص می باشد . اين تغييرات فرکانس ارتعاشی در نتيجه جذب مولکولی يا جذب سطحی کريستال بوجود آمده .



f  = تغيير در فرکانس ارتعاشی (HZ )

M  = تغيير در جرم ماده جذب کننده (g )

K = ثابتی است که ويژه کريستال بوده و بستگی به فاکتورهايي مثل دانسيته و برش دارد

A = مساحت سطح جذب کننده (Cm2 )

برای هر کريستال فشار الکتريکی ، تغيير در فرکانس متناسب با تغيير در جرم ماده جذب کننده است که تا بيش از حدود 2% تغيير را داريم . اين تغيير فرکانس بسادگی توسط مدارهای الکترونيکی نسبتاً ساده ، به آسانی شناسايي شده [58, 72]. نمونه ساده چنين ترانسديوسرهايي بيوسنسور فرم آلدهيد می باشد ، که در آن آنزيم دهيدروژناز فرم آلدهيد بصورت پوششی برروی کريستال کوارتز پوشش داده شده و حساس به فرم آلدهيد گازی می باشد. نمونه ديگر اين بيوسنسور ، نوع ساده ای است که توسط کيم پارک توليد شده ، که جزء بيولوژيکی آن آنتی بادی بوده و مبدل آن نيز يک تراشه ميکروبالانس کريستال کوارتز بوده وبرای شناسايي E.coli در آب های نوشيدنی ، آب جو ، گوشت خوک و پوينگ ميوه ای دامپينگ (dumpling ) توسعه دادند . (2003) اين سنسور کاربرده ای ساده ای داشته ، اقتصادی بوده و در آن تغييرات فرکانس اندازه گيری شده مربوط به کاهش جرمی است که توسط واکنش بين آنتی ژن – آنتی بادی ايجاد شده.

مشکل اصلی اين ابزارها تداخلاتی است که رطوبت اتمسفر در آنها ايجاد می کند و اين مشکل در زمان استفاده از اين ابزار برای شناسايي مواد محلول در آب بيشتر است. بهرحال اين بيوسنسورها ارزان ، ساده، قوی و قادر به دادن پاسخ سريع هستند[73, 74].

# 

# فصل پنجم

هوش مصنوعی و یادگیری ماشین

1.5. مقدمه

مباحث هوش مصنوعي قبل از بوجود آمدن علوم الكترونيك ، توسط فلاسفه و رياضي داناني نظير بول (Boole) كه اقدام به ارائه قوانين و تئوري هايي در باب منطق نمودند، مطرح شده بود . در سال 1942، با اختراع كامپيوترهاي الكترونيكي ، هوش مصنوعي ، دانشمندان را به چالشي بزرگ فراخواند، بنظر مي رسيد، تكنولوژي در نهايت قادر به شبيه سازي رفتارهاي هوشمندانه خواهد بود. هوش مصنوعي كه همواره هدف نهايي علوم كامپيوتر بوده است ، اكنون در خدمت توسعه علوم كامپيوتر نيز مي باشد، زبانهاي برنامه نويسي پيشرفته ، كه توسعه ابزارهاي هوشمند را ممكن مسازند ، پايگاههاي داده اي پيشرفته ، موتورهاي جستجو ، و بسياري نرم افزارها و ماشين ها از نتايج تحقيقات هوش مصنوعي بهره مي برند. در سال 1950 آلن تورينگ (Alain Turing) ، رياضي دان انگليسي ، معيار سنجش رفتار يك ماشين هوشمند را چنين بيان داشت :« سزاوارترين معيار براي هوشمند شمردن يك ماشين ، اين است كه آن ماشين بتواند انساني را توسط يك پايانه ( تله تايپ ) به گونه اي بفريبد كه آن فرد متقاعد گردد با يك انسان روبه رو است ». در اين آزمايش شخصي از طريق 2 عدد پايانه ( كامپيوتر يا تله تايپ ) كه امكان برقراري ارتباط (Chat) را براي وي فراهم مي كنند با يك انسان و يك ماشين هوشمند، بطور همزمان به پرسش و پاسخ مي پردازد، در صورتي كه وي نتواند ماشين را از انسان تشخيص دهد، آن ماشين، هوشمند است[46].

2.5. شبكه عصبي و یادگیری ماشین

اين سوال كه آيا انسان توانا تر است يا كامپيوتر موضوعي است كه ذهن بشر را به خود مشغول كرده است. اگر جواب اين سوال انسان است چرا كامپيوتر اعمالي مانند جمع و ضرب و محاسبات پيچيده را در كسري از ثانيه انجام مي دهد، حال آنكه انسان براي انجام آن به زمان زيادي نيازمند است و اگر جواب آن كامپيوتر است چرا كامپيوتر از اعمالي مانند ديدن و شنيدن كه انسان به راحتي آنها را انجام مي دهدعاجزاست.جواب اين مسئله را بايد در ذات اعمال جستجو كرد . اعمال محاسباتي اعمالي هستند سريالي و پي در پي به همين دليل توسط كامپيوتر به خوبي انجام مي شوند.حال آنكه اعمالي مانند ديدن وشنيدن كارهاي هستند موازي كه مجمو عه اي از داده هاي متفاوت و متضاد در آنها تفكيك و پردازش مي شوندو به همين دليل توسط انسان به خوبي انجام مي شوند. در واقع مغز انسان اعمال موازي را به خوبي درك و آنها را انجام مي دهدو كامپيوتر اعمال سريالي را بهتر انجام مي د هد.حال بايد ديدآيا مي توان اين اعمال موازي و در واقع ساختار مغز انسان را به نوعي در كامپيوتر شبيه سازي كرد و آيا مي توان امكان يادگيري كه از جمله توانايي هاي انسان است به نوعي در كامپيوتر مدل سازي نمود.اين كار به نوعي در انسان هم انجام مي شود و زمان انجام آن عمدتا در كودكي است.به عنوان مثال يك كودك ممكن است يك شي مانند چكش را نشناسد اما هنگامي كه آن را مي بيند واسم آن را ياد مي گيرد و سپس چند چكش متفاوت را مي بينداين شي را بخوبي مي شناسدو اگر بعد از مدتي چكشي را كه تا كنون آن را نديده است ببيند به راحتي تشخيص مي دهد كه شي مورد نظر يك چكش است و تنها از نظر جزئيات با چكش هاي مشابه كه قبلا ديده است تفاوت دارد.

لازم به ذكر است كه شبكه هاي عصبي تنها در يادگيري كاربرد ندارند، بلكه تمام مسائل جديد وكلاسيك توسط آنها قابل حل مي باشد.اما آنچه شبكه هاي عصبي بدان نيازمند است مثالها و نمونه هاي مفيد وكافي است كه بتواند به خوبي فضاي مسئله را پوشش دهند.حال بايد ديدچگونه مي توان شبكه عصبي انسان را به نوعي شبيه سازي نمود، براي اين كار نخست به ساختار مغز و سيستم عصبي انسان نگاهي گذرا مي اندازيم.

مغز انسان يكي از پيچيده ترين اعضاي بدن است كه تا كنون نيز به درستي شناخته نشده است و شايد اگر روزي به درستي شناخته شودبتوان شبيه سازي بهتري از آن انجام داد و به نتايج بهتري درباره هوش مصنوعي رسيد.تحقيقات در مورد شبكه هاي عصبي نيز از زماني آغاز شد كه رامون سگال درباره ساختار مغز و اجزاي تشكيل دهنده آن اطلاعات و نظراتي ارائه كرد. او در اوايل قرن بيستم مغز را به عنوان اجتماعي از اجزاي كوچك محاسباتي دانست و آنها را نورون ناميد. امروزه ما مي دانيم كه بيشتر فعاليت هاي انسان را نورون ها انجام مي دهندو در كوچكترين فعاليت هاي حياتي انسان مانند پلك زدن نيز نقش حياتي و اساسي دارند.اين نكته هم بسيار جالب است بدانيد كه در بدن ما حدود نورون وجود دارد كه هر كدام از اين نورون ها با  نورون ديگر در ارتباط هستند[75, 76].

نورون ها شكل ها و انواع مختلفي دارند، اما به طور عمده در سه دسته تقسيم بندي مي شوند. اما نورون ها از نظري ديگر به دو دسته تقسيم مي شوند: 1- نورون هاي داخلي مغز كه در فاصله هاي حدود 100 ميكرون به يكديگر متصلند و نورون هاي خارجي كه نورون مختلف مغز را به يكديگر و مغز را به ماهيچه ها و اعضاي حسي را به مغز متصل مي كنند.اما همانطور كه گفتيم نورون ها از نظري ديگر به سه دسته تقسيم مي شوند كه عبارتند از:

1- نورون هاي حسي: كاري كه اين نورون ها انجام مي دهند اين است كه اطلاعات را از اندام هاي حسي بدن به مغز و نخاع مي رسانند.

2- نورون هاي محرك: اين نورون ها فرمان هاي مغز و نخاع را به ماهيچه ها و غدد و ساير اندام هاي حسي و تحت فرمان مغز مي رسانند.

3- نورون هاي ارتباطي: اين نورون ها ماننديك ايستگاه ارتباطي بين نورون هاي حسي ونورون هاي محرك عمل مي كنند[77, 78].

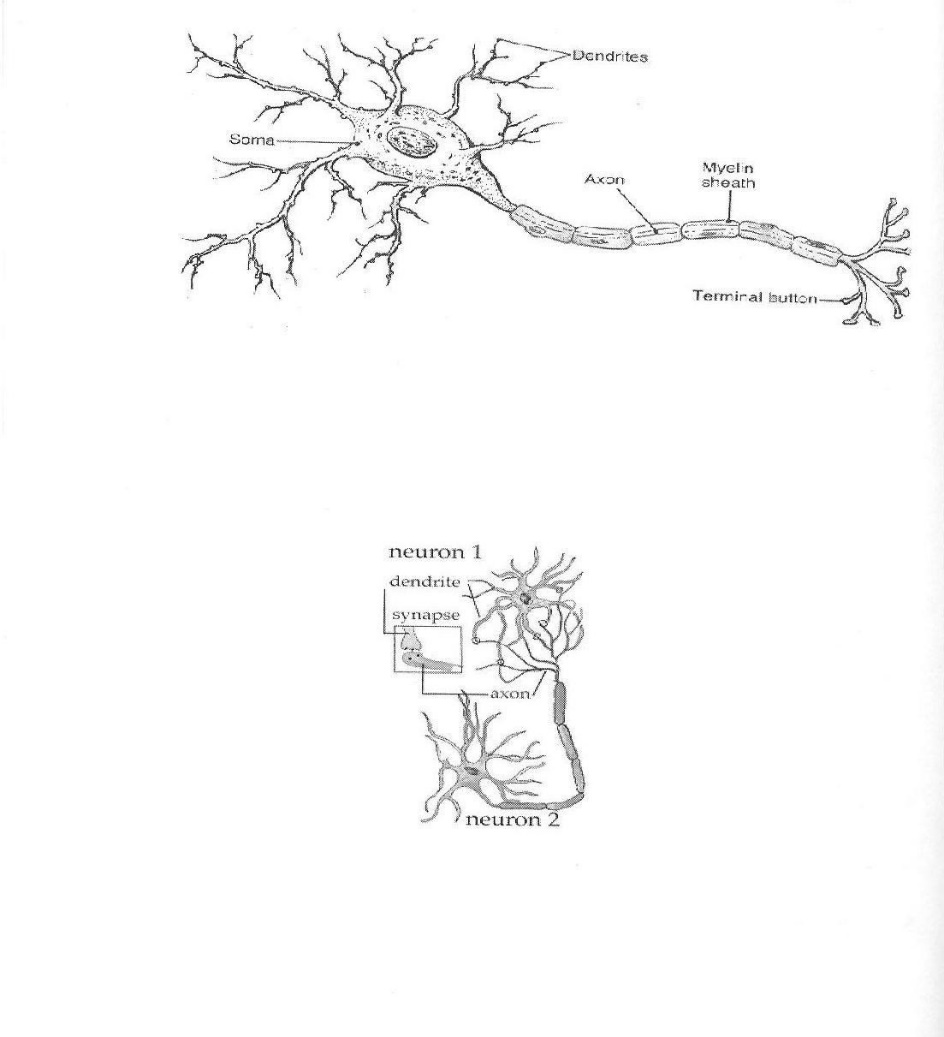
گفتني است كه نورون ها در همه جاي بدن هستند و به عنوان عنصر اصلي مغز محسوب مي شوندوبه تنهايي مانند يك واحد پردازش منطقي عمل مي كنند نحوه عمليات نورون بسيار پيچيده است و هنوز در سطح ميكروسكوپي چندان شناخته شده نيست ، هر چند قوانين پايه آن نسبتا روشن است. هر نورون ورودي هاي متعددي را پذيرا است كه با يكديگر به طريقي جمع مي شوند. اگر در يك لحظه تعداد ورودي هاي فعال نورون به حد كفايت برسد نورون نيز فعال شده و آتش مي كند. در غير اين صورت نورون به صورت غير فعال و آرام باقي مي ماند.حال به بررسي اجزاءخود نورون مي پردازيم:

نورون از يك بدنه اصلي تشكبل شده است كه به آن سوما گفته مي شود. به سوما رشته هاي نا منظم طولاني متصل است كه به آنها دندريت مي گويند. قطر اين رشته ها اغلب از يك ميكرون نازكتر است و اشكال شاخه اي پيچيده اي دارند.شكل ظريف آنها شبيه شاخه هاي درخت بدون برگ است كه هر شاخه بارها وبارها به شاخه هاي نازكتري منشعب مي شود.دندريت ها نقش اتصالاتي را دارندكه ورودي هارا به نورون ها مي رساند.اين سلول ها مي توانندعملياتي پيچيده تر از ععمليات جمع ساده را بر ورودي هاي خود انجام دهند، از اين رو عمل جمع ساده را مي توان به عنوان تقريب قابل قبولي از عمليات واقعي نورون به حساب آورد[79, 80].

يكي از عناصر عصبي متصل به هسته نورون آكسون ناميده مي شود.اين عنصر بر خلاف دندريت از نظر الكتريكي فعال است و به عنوان خروجي نورون عمل مي كند. آكسون هميشه در روي خروجي سلول ها مشاهده مي شوند ليكن اغلب در ار تباط هاي بين نوروني غايب اند.در اين مواقع خروجي ها و ورودي ها هر دو بر روي دندريت هاواقع مي شوند. آكسون وسيله اي غير خطي است كه در هنگام تجاوز پتانسيل ساكن داخل هسته از حد معيني پالس ولتاژي را به ميزان يك هزارم ثانيه ، به نام پتانسيل فعاليت ، توليد مي كند. اين پتانسيل فعاليت در واقع يك سري از پرش هاي سريع ولتاژ است.رشته آكسون در نقطه تماس معيني به نام سيناپس قطع مي شود ودر اين مكان به دندريت سلول ديگر وصل مي گردد. در واقع اين تماس به صورت اتصال مستقيم نيست بلكه از طريق ماده شيميايي موقتي صورت مي گيرد.سيناپس پس از آنكه پتانسيل آن از طريق پتانسيل هاي فعاليت در يافتي از طريق آكسون به اندازه كافي افزايش يافته از خود ماده شيميايي منتقل كننده عصبي ترشح مي كند.براي اين ترشح ممكن است به دريافت بيش از يك پتانسيل فعاليت نياز باشد. منتقل كننده عصبي ترشح شده در شكاف بين آكسون ودندريت پخش مي شود و باعث مي گرددمي گردد كه دروازه هاي موجود در دندريت ها فعال شده و باز شود و بدين صورت يون هاي شارژ شده وارد دندريت مي شوند. اين جريان يون است كه باعث مي شود پتانسيل دندريت افزايش يافته و باعث يك پالس ولتاژ در دندريت شودكه پس از آن منتقل شده و وارد بدن نورون ديگر مي گردد. هر دندريت ممكن است تحت تأثيرتعداد زيادي سيناپس باشد وبدين صورت اتصالات داخلي زيادي را ممكن مي سازد. در اتصالات سيناپسي تعداد دروازه هاي باز شده بستگي به مقدار منتقل كننده عصبي آزاد شده داردو همچنين به نظر مي رسدكه پاره اي سيناپس ها باعث تحريك دندريت ها مي شوند در صورتي كه پاره اي سيناپس ها دندريت ها را از تحريك باز مي دارند. اين به معناي تغيير پتانسيل محلي دندريت ها در جهت مثبت يا منفي مي باشد.يك نورون خود به تنهايي مي تواند داراي ورودي هاي سيناپسي متعددي در روي دندريت هاي خود باشد و ممكن است با خروجي هاي سيناپسي متعددي به دندريت هاي نورون ديگر وصل شود[81, 82].

3.5. يادگيري در سيستم هاي بيولوژيك

تصور مي شود يادگيري هنگامي صورت مي گيرد كه شدت اتصال يك سلول و سلول ديگر در محل سيناپس ها اصلاح مي گردد.به نظر مي رسد كه اين مقصود از طريق ايجاد سهولت بيشتر در ميزان آزاد شدن ناقل شيميايي حاصل مي گردد. اين حالت باعث مي شود كه دروازه هاي بيشتري روي دندريت هاي سمت مقابل باز شود و به اين صورت باعث افزايش ميزان اتصال دو سلول شود. تغيير ميزان اتصال نورون ها به صورتي كه باعث تقويت تماس هاي مطلوب شود از مشخصه هاي مهم در مدل هاي شبكه هاي عصبي است[83].



شکل 1.5. نورون مغزی

4.5. سازمان مغز و هوش مصنوعی

مغز از قسمت هاي مختلفي تشكيل شده و هر كدام از اين قسمت ها مسئوليت انجام وظايف متفاوتي را به عهده دارد. در اانسان اين سازماندهي كاملا مشهود است. بزرگترين قسمت مغز نيمكره هاي مخ است كه قسمت عمده فضاي داخلي جمجمه را اشغال مي كند. مخ ساختار لايه اي دارد.آخرين لايه خارجي آن قشر مغز ناميده مي شود ، جايي كه سلول هاي نورون براي تسهيل اتصالات داخلي كاملا به هم فشرده شده اند.نقش اين قشر در انسان و حيوان كاملا شناخته نشده است ولي مي توانيم شواهدي از آن نقش رااز طريق تحقيقاتي به دست آوريم كه بر روي حيواناتي صورت گرفته كه اين بخش از مغز آنها خارج شده است. براي مثال يك سگ در اين حالت مي تواند به خوبي راه برود، غذا بخورد و بخوابد و حتي پارس كند . ولي در همان حال سگ كور مي شودو احساس بويايي خود را از دست مي دهد . به ويژه اينكه تمامي علاقه خود را به محيط اطراف از دست مي دهد ، نسبت به افراد و شنيدن نام خود عكس العملي نشان نمي دهد و نسبت به سگ هاي ديگر حتي حتي از جنس مخالف بي تفاوت مي ماند. در ضمن قدرت يادگيري را از دست مي دهد. در واقع ويژگيهايي را كه ما اصطلاحا هوش مي ناميم از دست مي دهد، ويژگي هايي چون آگاهي ، علاقه ، تعامل با محيط و قدرت سازگاري و يادگيري. بنابراين به نظر مي رسد كه مخ بستر وظايف عالي تر مغز و هسته هوش مركزي است.

پژوهشگران سال ها در مورد لايه قشر خارجي مغز تحقيق كرده اند و به تدريج به اسرار آن پي بردهاند . به نظر مي رسد كه تقسيم وظايف در اين قسمت از مغز حالت منطقه اي دارد،به طوري كه هر قسمت ازقشر مغز نقش جداگانه اي مانند كنترل دست ،شنيدن وديدن را ايفا مي كند.به ويژه قسمت بينايي مغز جالب است. در قسمت بينايي ،تحريكات الكتريكي سلول ها مي تواند حالت احساس نور را موجب شود. تحليل دقيق نشان داده است كه لايه هاي مخصوص از نورون ها به جهت هاي معيني از تحريكات نوري حساس اند ، به طوري كه مثلا يك لايه اكثرا به خطوط افقي و لايه ديگر اكثرا به خطوط عمودي حساسيت نشان مي دهد. گر چه قسمت عمده اي از اين ساختار به طور ژنتيكي از پيش تعيين شده است ، به نظر مي رسد كه آرايش سلول ها و گرايش آن ها به جهات مختلف در سال هاي اوليه زندگي فرا گرفته مي شود. حيواناتي كه در محيط صرفا داراي خطوط افقي پرورش مي يابند در نهايت داراي ساختار نوروني نخواهند بود كه نسبت به خطوط عمودي حساس باشد. اين امر نشان مي دهد كه ساختار هاي مغزي از داده هاي محيطي تاثير مي پذيرند وصرفا از طرف عوامل ژنتيكي تعيين نمي شوند. اين حالت در كورتكس بينايي اصطلاحا خود سازمان دهي ناميده مي شود، زيرا هيچ آموزگار خارجي براي آموزش مغز مداخله ندارد[81, 84].

در مطالب گذشته ديديم كه مغز از مكانيزم بسيار پيشرفته اي برخوردار است كه هنوز چندان شناخته شده نيست و توانايي انجام اعمال بسيار شگرف را دارد. همچنين ديديم بسياري از كارهايي كه آرزو داريم كامپيوتر توانايي انجامشان را داشته باشند ، توسط مغز انجام مي شود.در واقع فلسفه اصلي محاسبات شبكه هاي عصبي اين است كه با مدل كردن ويژگي عمده مغز و نحوه عملكرد آن بتوان كامپيو ترهايي را ساخت كه اكثر ويژگي هاي مفيد مغز را از خود نشان دهد.به پيچيدگي ساختار مغز اشاره كرديم و گفتيم كه مغز را مي توان به صورت مجموعه بسيار متصل وشبكه اي از عناصر پردازشي نسبتا ساده در نظر گرفت. به مدلي نياز داريم كه بتواند ويژگي هاي مهم سيستم هاي عصبي را كسب كند، به اين منظور كه بتواند رفتار مشابهي را از خود بروز دهد. ليكن اگر بخواهيم اين مدل به اندازه كافي براي فهميدن و به كارگيري ساده باشد بايد بسياري از جزئيات را عمدا ناديده بگيريم. استخراج تعداد محدودي ويژگي هاي مهم و ناديده گرفتن بقيه ويژگي ها از ضروريت هاي معمول مدل سازي است. هدف مدل سازي اصولا ايجاد نمونه ساده تري از سيستم است كه رفتار عمومي سيستم را حفظ كرده و كمك كند كه سيستم با سهولت بيشتر قابل درك باشد

تا اينجا تمام توجه ما معطوف ساختار دروني يك نورون مصنوعي يا المان پردازشي بود. اما بخش مهم ديگري در مراحل طراحي يك شبكه عصبي نيز وجود دارد. در واقع هنر يك طراح شبكه‌هاي عصبي مي‌تواند در چگونگي تركيب نورون ها در يك شبكه، متجلي شود. علوم بيولوژي نشان داده‌اند كه كلاسترينگ نورون ها در شبكه عصبي مغز ما به‌گونه‌اي است كه ما را قادر مي‌سازد تا اطلاعات را به‌ صورتي پويا، تعاملي و خودسامان پردازش كنيم. در شبكه‌هاي عصبي بيولوژيك، نورون ها در ساختار‌ي سه بعدي به يكديگر اتصال يافته‌اند. اتصالات بين نورون ها در شبكه‌هاي عصبي بيولوژيك آنقدر زياد و پيچيده‌است كه به هيچ وجه نمي‌توان شبكه مصنوعي مشابهي طراحي كرد. تكنولوژي مدارات مجتمع امروزي به ما امكان مي‌دهد كه شبكه‌هاي عصبي را در ساختار‌هاي دو بعدي طراحي كنيم. علاوه بر اين، چنين شبكه‌هاي مصنوعي داراي تعداد محدودي لايه و اتصالات بين نورون ها خواهند بود. بدين ترتيب، اين واقعيات و محدوديت‌هاي فيزيكي تكنولوژي فعلي، دامنه كاربردهاي شبكه‌هاي عصبي مبتني‌بر تكنولوژي سيليكوني را مشخص مي‌سازند. ساختار شبكه‌هاي عصبي امروزي، از لايه‌هاي نوروني تشكيل شده است. در چنين ساختاري، نورون ها علاوه بر آنكه در لايه خود به شكل محدودي به يكديگر اتصال داده شده‌اند، از طريق اتصال بين لايه‌ها نيز به نورون هاي طبقات مجاور ارتباط داده مي‌شوند. تلاش محققان در زمينه شبكه‌هاي عصبي نشان داده است كه شبكه‌هاي عصبي، چيزي بيشتر از يك مشت نورون كه به يكديگر اتصال داده شده‌اند، هستند. حتي گروهي از محققان سعي داشته‌اند كه از اتصالات تصادفي براي ارتباط دادن نورون به يكديگر استفاده كنند كه در اين زمينه به نتايج جالب توجهي دست نيافتند. امروزه مشخص شده است كه در ساده‌ترين مغز‌هاي بيولوژيك مانند مغز مارها هم ارتباطات بين نورون ها بسيار ساخت‌يافته است. در حال حاضر يكي از ساده‌ترين روش‌هاي ارتباط دهي نورون ها در شبكه‌هاي عصبي، آن است كه ابتدا نورون ها در گروه‌هاي مشخصي به صورت لايه‌هاي نوروني سازمان‌دهي مي‌شوند و پس از تامين ارتباطات بين‌نوروني در هر لايه، ارتباطات بين لايه‌ها نيز برقرار مي‌شوند. اگرچه در كاربردهاي مشخصي مي‌توان با موفقيت از شبكه‌هاي عصبي تك لايه استفاده كرد، اما رسم بر آن است كه شبكه‌هاي عصبي حداقل داراي سه لايه باشند (همانطور كه قبلاً اشاره شد، لايه ورودي، لايه خروجي و نهايتاً لايه پنهان يا لايه مياني). در بسياري از شبكه‌هاي عصبي، اتصالات بين‌نوروني به گونه‌اي است كه نورون هاي لايه‌هاي مياني، ورودي خود را از تمام نورون هاي لايه پاييني خود (به طور معمول لايه نورون هاي ورودي) دريافت مي‌كنند. بدين ترتيب در يك شبكه عصبي، سيگنال‌ها به تدريج از يك لايه نوروني به لايه‌هاي بالاتر حركت مي‌كنند و در نهايت به لايه آخر و خروجي شبكه مي‌رسند. چنين مسير در اصطلاح فني feed forward ناميده مي‌شود. ارتباطات بين‌نوروني در شبكه‌هاي عصبي از اهميت بسيار زيادي برخوردار هستند و به نوعي قدرت يك شبكه عصبي را تعيين مي‌كنند. قاعده آن است كه ارتباطات بين نوروني را به دو گروه تقسيم‌بندي مي‌كنند. يك نوع از ارتباطات بين نوروني، به‌گونه‌اي هستند كه باعث جمع شدن سيگنال در نورون بعدي مي‌شوند. گونه دوم ارتباطات بين نوروني باعث تفريق سيگنال در نورون بعدي مي‌شوند. در اصطلاح محاوره‌اي گروهي از ارتباطات انگيزش ايجاد مي‌كنند و گروه ديگر ممانعت به عمل مي‌آورند.

در مواردي، نورون مشخصي از شبكه عصبي تمايل دارد كه سيگنال ديگر نورون هاي لايه خود را ناديده بگيرد. چنين حالتي به‌طور معمول در لايه خروجي ايجاد مي‌شود. به عنوان مثال، در كاربردهاي تشخيص متن (OCR)، فرض كنيد كه احتمال آنكه كاراكتر مورد شناسايي، حرف P باشد برابر با 85 درصد تعيين شده است و به همين ترتيب احتمال آنكه كاراكتر مورد نظر حرف F باشد، 65‌ درصد تخمين زده است. در اين وضعيت، سيستم بايد كاراكتري را برگزيند كه داراي درصد احتمال بزرگ‌تر است. در نتيجه در اين شبكه عصبي، نورون هايي كه خروجي F را تجويز مي‌كنند، بايد ناديده گرفته ‌شوند يا inhibit شوند. به چنين فرايندي، lateral inhibition گفته مي‌شود. نوع ديگري از ارتباط بين نوروني در شبكه‌هاي عصبي به ارتباط بازخورد يا feedback معروف است. در اين نوع از ارتباطات، خروجي يك لايه نوروني به لايه قبلي (يا به لايه‌اي كه چند مرحله پايينتر است) اتصال داده مي‌شود[85, 86].

به طور معمول، پس از آنكه يك شبكه عصبي طراحي و پياده‌سازي شد، بايد پارامترهاي w و b به ازاي مجموعه‌هايي از سيگنال‌هاي ورودي، به‌گونه‌اي تنظيم شوند كه سيگنال‌هاي خروجي شبكه خروجي مطلوب را تشكيل دهند. چنين فرايندي را آموزش ديدن شبكه عصبي مي‌نامند (در نخستين مرحله آموزش، مقادير w و b به‌طور تصادفي انتخاب مي‌شوند. زيرا تا اين پارامترها مقدار نداشته باشند، شبكه عصبي قابل استفاده نخواهد بود) در حين آموزش ديدن شبكه عصبي (يعني به تدريج همزمان با افزايش دفعاتي كه مقادير پارامترها براي رسيدن به خروجي مطلوب‌تر، تنظيم مي‌شوند) مقدار پارامتر‌‌ها به مقدار حقيقي و نهايي خود نزديك‌تر مي‌شوند. به‌طور كلي دو روش براي آموزش دادن شبكه‌هاي عصبي وجود دارد. روش supervised و روش unsupervised. روش نخست، شامل مراحلي است كه در بخش قبل، به‌طور مختصر تشريح شد. اما در روش unsupervised، شبكه عصبي بايد بدون كمك گرفتن از جهان خارج، بتواند كار آموزش را انجام دهد. واقعيت آن است كه در عمل از روش supervised و يا حداكثر از روش‌هاي تركيبي استفاده مي‌شود و فرايند آموزش unsupervised به شكل خالص تنها وعده‌اي است كه شايد در آينده بتواند تحقق يابد. در حال حاضر و در كاربردهاي پيشرفته، از روش آموزش unsupervised براي ايجاد تنظيمات اوليه بر روي سيگنال‌هاي ورودي شبكه‌هاي عصبي استفاده مي‌شود و باقي مراحل آموزش شبكه به روش supervised ادامه مي‌يابد. همان‌طور كه قبلاً اشاره كرديم، در روش معمول آموزش شبكه‌هاي عصبي، از مجموعه‌ شناخته‌شده‌اي از داده‌هاي ورودي و خروجي‌هاي متناظر آنها (training set data) براي آموزش دادن شبكه استفاده مي‌شود. در چنين فرايندي، پس از اعمال مجموعه‌هاي داده‌هاي آموزشي، پارامترهاي شبكه به تدريج به سمت مقادير نهايي خود همگرا مي‌شوند.

بسته‌هاي نرم‌افزاري پيشرفته توليد و طراحي شبكه‌هاي عصبي، داراي ابزارهايي هستند كه بر روند آموزش شبكه مديريت مي‌كنند. چنين ابزارهايي مي‌توانند سرعت همگرايي پارامتر‌هاي شبكه را زير نظر بگيرند و به عنوان مثال، اجازه دهند كه پارامترهاي يك شبكه مشخص، در طول چندين روز به دقت كافي و مورد نظر طراحان خود برسد. در مواردي ممكن است كه شبكه‌ عصبي اصولاً موفق به فراگيري نشود. بدين معني كه پارامترهاي شبكه پس از زمان‌هاي طولاني به مقدار مشخصي همگرا نشود. چنين مواردي ممكن است بر اثر ناكافي بودن داده‌هاي آموزشي و يا اصولاً نقص طراحي شبكه ايجاد شوند. حتي مواردي در عمل وجود دارند كه شبكه عصبي مشخصي، بر اثر آموزش بيش از حد، اصطلاحا over trained شود. توجه داشته باشيد كه فرايند آموزش شبكه‌هاي عصبي فقط به ازاي زير مجموعه‌اي از داده‌هايي كه قرار شبكه آنها را در كاربرد حقيقي خود پردازش كند، آموزش داده مي‌شوند. درصورتي‌كه تعداد داده‌هاي آموزشي يك شبكه عصبي بيش از اندازه زياد باشد (در واقع از تمامي داده‌هاي مسئله براي آموزش دادن به شبكه استفاده شود)، شبكه عصبي به جاي آنكه آموزش ببيند، به حالتي مي‌رسد كه به آن حفظ كردن اطلاعات مي‌گويند. در واقع به جاي آنكه يك شبكه عصبي براي حل مسئله از هوش خود كمك بگيرد، از محفوظات خود استفاده مي‌كند. پس از آنكه يك شبكه عصبي به اندازه كافي آموزش ديد، طراح يا كاربر شبكه مي‌تواند پارامترهاي شبكه را قفل كند (هر چند كه در مواردي پارامترهاي شبكه آزاد گذارده مي‌شوند تا در طول كاربرد واقعي بازهم شبكه آموزش ببيند). در اين مرحله شبكه عصبي براي كاربرد واقعي خود و حل مسائل آماده خواهد بود. در برخي از ابزارهاي توليد و طراحي شبكه‌هاي عصبي، كل شبكه عصبي به همراه پارامترهاي قفل شده آن، تبديل به نرم‌افزار مستقلي (مثلاً يك فايل dll) مي‌شوند كه مي‌توان از آن در پروژه‌هاي مشخصي استفاده كرد. در برخي از موارد ديگر، چنين شبكه‌هايي پس از آموزش ديدن، به شكل سخت‌افزاري در قالب يك مدار مجتمع (IC) به توليد انبوه يا نيمه انبوه مي‌رسند.  آموزش unsupervised يا تطبيقي (Adaptive)  در مورد اين روش آموزش گفتيم كه شبكه‌ عصبي بدون در اختيار داشتن داده‌هاي خروجي، در معرض آموزش قرار مي‌گيرد. در واقع سيستم به تنهايي و بدون كمك خارجي بايد با توجه به شكل سيگنال‌هاي خروجي خود، درباره درستي و نادرستي آنها تصميم‌گيري نمايد. در دنياي واقعي شرايط بسيار زيادي وجود دارند كه در آنها مجموعه اطلاعات كافي براي آموزش دادن به سيستم فراهم نيستند. تحقيقات نظامي يكي از گرايش‌هايي است كه به اين موضوع توجه دقيقي دارد. به عنوان مثال گفته مي‌شود كه شرايط جنگي به دليل فراواني پارامترها و تكنيك‌هاي نظامي متغير و پيشرفت‌هاي تكنولوژي نظامي، از نمونه مواردي است كه در آنها به هيچ وجه نمي‌توان مجموعه داده‌هاي آموزشي كافي به دست آورد. در اين زمينه يكي از محققان شبكه‌هاي عصبي، به نام Tuevo Kohonen (از دانشگاه هلسينكي) فعاليتي جدي دارد. كوهونن با تحقيقات در ساختارهاي عصبي غيرمتعارف، به پژوهش در اين زمينه ادامه مي‌دهد. كوهنن، نورون هاي شبكه‌عصبي را فيلدهاي مختلفي تقسيم‌بندي مي‌كند. در روش كوهنن، نورون هاي هر فيلد <مرتب توپولوژيك> يا Topologically ordered محسوب مي‌شوند (توپولوژي نام شاخه‌اي از رياضيات است كه در آن نگاشت از يك فضا به فضاي ديگر بدون تغيير مشخصه‌هاي هندسي، مورد بررسي قرار مي‌گيرد). گروه‌بندي‌هاي سه‌بعدي كه در ساختار مغز پستانداران يافت شده است، نمونه‌اي از مرتب‌سازي توپولوژيك محسوب مي‌شوند. كوهونن معتقد است كه فقدان ملاحظات توپولوژيك در مدل های عصبي امروزي، باعث مي‌شود كه شبكه‌هاي عصبي امروزي، مدل های ساده شده‌اي از شبكه‌هاي عصبي واقعي موجود در مغز محسوب شوند. در هر صورت اين حوزه از مبحث شبكه‌هاي عصبي، هنوز در مرحله تحقيقات آزمايشگاهي قرارداد و كاربرد واقعي نيافته است. تفاوت‌هاي شبكه‌هاي عصبي با روش‌هاي محاسباتي متداول و سيستم‌هاي خبره گفتيم كه شبكه‌هاي عصبي روش متفاوتي براي پردازش و آناليز اطلاعات ارائه مي‌دهند. اما نبايد اين گونه استنباط شود كه شبكه‌هاي عصبي مي‌توانند براي حل تمام مسائل محاسباتي مورد استفاده واقع شوند. روش‌هاي محاسباتي متداول همچنان براي حل گروه مشخصي از مسائل مانند امور حسابداري، انبارداري و محاسبات عددي مبتني بر فرمول‌هاي مشخص، بهترين گزينه محسوب مي‌شوند[87-89]. جدول 1.5، تفاوت‌هاي بنيادي دو روش محاسباتي را نشان مي‌دهد.

جدول 1.5. تفاوت‌هاي بنيادي دو روش محاسباتي

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| مشخصه | روش محاسباتي متداول  (شامل سيستم‌هاي خبره) | شبكه‌هاي عصبي مصنوعي |
| روش پردازش | ترتيبي | موازي |
| توابع | منطقي  (left brained) | estault  (right brained) |
| روش فراگيري | به كمك قواعد (didactically) | با مثال (Socratically) |
| كاربرد | حسابداري، واژه پردازي، رياضيات،  ارتباطات ديجيتال | پردازش حسگرها، تشخيص گفتار، نوشتار، الگو |

سيستم‌هاي خبره، انشعابي از روش محاسباتي متداول محسوب مي‌شود و در مواردي هم به آن نسل پنجم محاسبات نام داده‌اند (نسل اول از كليد و سيم‌بندي استفاده مي‌كرد، نسل دوم با اختراع ترانزيستور ايجاد شد، نسل سوم از فناوري مدارات مجتمع استفاده مي‌كرد، نسل چهارم با به وجود آمدن زبان‌هاي سطح بالا آغاز شد و نسل پنجم شامل هوش مصنوعي مي‌شود). به طور معمول، يك سيستم خبره شامل دو بخش عمده مي‌شود. يك بخش يا موتور استنتاجي و يك پايگاه دانايي (Knowledge base). موتور استنتاجي، بخشي است كه رابط كاربر را مديريت مي‌كند و بر فايل‌ها و دسترسي به برنامه‌ها و برنامه‌ريزي كنترل دارد. پايگاه دانايي شامل اطلاعاتي در ارتباط با يك مسئله مشخص است. اين پايگاه به متخصصان اجازه مي‌دهد كه قواعد فرايند مشخصي را تعريف نمايد. چنين متخصصي نيازي به دانستن روش‌هاي برنامه‌نويسي نخواهد داشت. او تنها بايد كاري كه از كامپيوتر مي‌خواهد را درك كند و شناخت كافي از روش عمل سيستم داشته باشد. درواقع پوسته سيستم بخشي است كه به كامپيوتر مي‌گويد چه‌كار بايد انجام دهد. برنامه‌ لازم براي حل مسئله توسط خود سيستم توليد خواهد شد. تلاش‌هايي كه براي اجرايي كردن سيستم‌هاي خبره به كار گرفته شده‌اند، با مشكلات مشتركي مواجه بوده‌اند. با افزايش سطح پيچيدگي سيستم‌ها، منابع كامپيوتري مورد نياز سيستم به شدت افزايش مي‌يابند و سيستم با كندي بيش از حد روبرو مي‌شود. در حقيقت تجربه نشان داده است كه در وضعيت فعلي، سيستم‌هاي خبره تنها مي‌توانند در مواقعي مفيد واقع شوند كه هدف محدود و مشخصي تعيين شده باشد. شبكه‌هاي عصبي در مسيري گام برمي‌دارند كه ابزارها توانايي فراگيري و برنامه‌ريزي خود را داشته باشند. ساختارشبكه‌هاي عصبي به گونه‌اي است كه قابليت حل مسئله را بدون كمك فرد متخصص و برنامه‌ريزي خارجي داشته باشند. شبكه‌هاي عصبي قادر به يافتن الگوهايي در اطلاعات هستند كه هيچ‌كس، هيچ‌گاه از وجود آنها اطلاع نداشته است. درحالي‌كه سيستم‌هاي خبره در عمل به موفقيت‌هاي بسياري دست يافته‌اند، شبكه‌هاي عصبي در كاربردهايي همچون ديد مصنوعي، تشخيص و توليد پيوسته گفتار، فراگيري ماشيني و نظاير آن با مشكلاتي روبرو بوده‌اند.  در حال حاضر شبكه‌هاي عصبي كاملاً وابسته به سرعت پردازنده سيستم اجرا كننده هستند[90, 91].

5.5. معرفي چند نوع شبكه عصبي

در اين قسمت به معرفي چند نوع از شبكه هاي عصبي مي پردازيم : پرسپترون تک لايه و چند لايه، شبکه‌هاي Back Propagation، شبکه هاپفيلد، ماشين بولتزمن، شبکه کوهونن

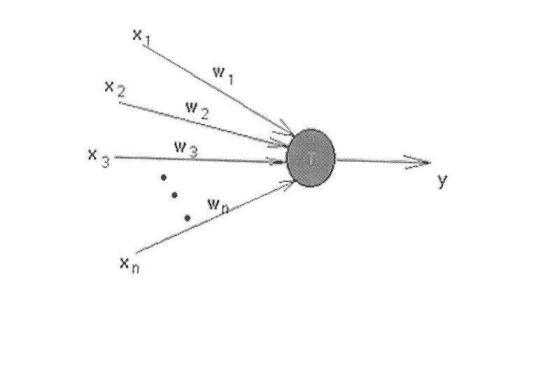
5.5.1. پرسپترون

ابتدا مشخصات يك نورون تنها و نحوه مدلسازي آن را بررسي مي كنيم . نقش اصلي يك نورون بيولوژيكي عمل جمع ورودي هاي خود تا جايي است كه مجموع ورودي ها از حدي كه به آن آستانه مي گوييم تجاوز نكند و آن گاه توليد يك خروجي است. ورودي هاي نورون از طريق دندريت ها كه به خروجي هاي نورون ديگر توسط نقاط اتصال ( سيناپس ) متصل است وارد مي شوند . سيناپس ها كارايي سيگنال هاي در يافتي را تغيير مي دهند. بدنه سلول كليه ورودي ها را دريافت مي كند و هنگامي كه مجموع ورودي ها از حد آستانه تجاوز كرد سيگنالي را آتش مي كند. مدلي كه از نورون مي سازيم بايد مشخصه هاي زير را داشته باشد :

خروجي يك نورون فعال است (يك) و يا غير فعال است ( صفر)

خروجي تنها به ورودي ها بستگي دارد. ميزان ورودي ها بايد به حدي برسد كه خروجي نورون را فعال سازد.

كارآيي سيناپس ها در انتقال سيگنال هاي ورودي به بدنه سلول را مي توان با استفاده از ضريبي كه در ورودي هاي نورون ضرب مي شود مدل سازي كرد. سيناپس ها ي قويتر كه سيگنال بيشتري را منتقل كنند داراي ضريب هاي بسيار بزرگتري هستند در حالي كه سيناپس هاي ضعيف ضريب هاب كوچك تري دارند. بدين صورت مدل ما به صورتي خواهد بود كه در شكل مي بينيد[92, 93]:



شکل 2.5. مدلسازی

اين مدل ابتدا مجموع وزني ورودي هاي خود را محاسبه كرده سپس آن را با حد آستانه داخلي خود مقايسه مي كند و چنانچه از آن تجاوز كرد فعال شود. در غير اين صورت غيرفعال باقي مي ماند . چون ورودي ها براي توليد خروجي از ميان نورون عبور مي كنند به اين سيستم (( پيش خور )) مي گوييم.

اين عمل رابايد بصورت رياضي نشان دهيم. اگر تعداد ورودي ها n باشد آن گاه هر خط ورودي داراي يك ضريب وزني مربوط به خود است . نورون مدل سازي شده ورودي هاي خود را محاسبه مي كند. ابتدا اولين ورودي رادر ضريب وزني مربوط به خط ارتباطي آن ورودي ضرب مي كند. سپس همين عمل را براي ورودي دوم وساير ورودي ها تكرار مي كند در نهايت تمام مقادير حاصل را جمع مي كند كه اين عمليات به طور خلاصه به شكل زير است :

+ ورودي 1 \* وزن مربوط به خط ارتباطي 1 = مجموع ورودي ها

+ ورودي 2\* وزن مربوط به خط ارتباطي 2

+ ورودي 3 \* وزن مربوط به خط ارتباطي 3

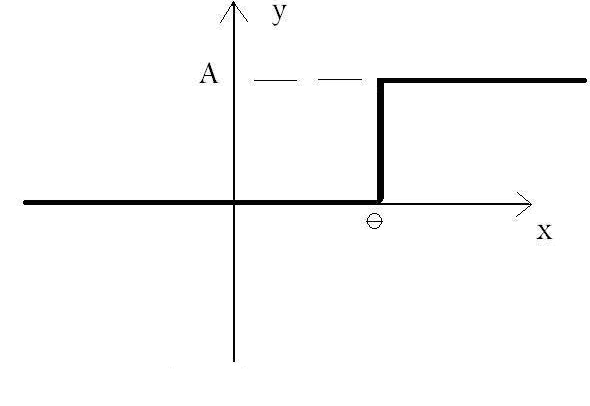
.....................................................................

ورودي n \* وزن مربوط به خط ارتباطي n

كه شكل كلي فرمول آن به صورت روبرو خوهد بود:

حاصل جمع فوق بايد با مقدار آستانه نورون مورد نظر مقايسه شود . در مقايسه با آستانه اگر حاصل جمع به دست آمده از ميزان آستانه تجاوز كند آن گاه خروجي نورون مساوي (( 1 )) خواهد بود و اگر حاصل جمع كمتر از آستانه باشد خروجي مساوي صفر مي شود. اين فرآيند را مي توان را مي توا نيد در شكل زير ببينيد.

كه چگونه وقتي مجموع ورودي هاي يك نورون از حد آستانه بيشتر شود خروجي اين نورون برابر يك مي شود و هنگامي كه خروجي آن كمتر از حد آستانه است خروجي آن برابر صفر مي شود.شكلي كه در ادامه مشاهده مي كنيد معروف به تابع پله يا تابع هوي سايد است[93-95].



شکل 3.5. تابع هوي سايد

در اين شكل محور x نشان دهنده مجموع ورودي ها و محور y نشان دهنده خروجي نورون است. از طرف ديگر مي توان مقدار آستانه را ابتدا از حاصل جمع وزني به دست آمده كم كرد و آن گاه مقدار حاصل را با صفر مقايسه كرد. اگر مقدار حاصل مثبت بود خروجي نورون 1 و در غير اين صورت صفر خواهد بود. اين مورد در شكل ننيز نشان داده شده است .دقت كنيد كه كل تابع آستانه تغيير نكرده است ولي در اين حالت پرش پلكاني در منطقه 0=x صورت گرفته است. آستانه در واقع تورشي به حاصل جمع وزني اضافه مي كند. راه ديگري براي دستيابي به همين منظور مي تواند حذف كامل آستانه از بدنه نورون و در عوض اضافه كردن يك خط ورودي با مقدار ثابت 1 باشد. اين ورودي هميشه فعال باقي مي ماندو ضريب وزني خط ارتباطي آن برابر با مقدار منفي آستانه در نظر گرفته مي شود. در اين صورت به جاي كم كردن مقدار آستانه از حاصل جمع ورودي نورون مي توان ورودي ثابت اضافي 1+ را در ضريب وزني خود كه برابر با مقدار منفي آستانه است ضرب كرد و به ساير ورودي ها اضافه كرد . به اين راه كار احتساب تورش مي گوييم. به همين صورت مقدار منفي آستانه را تورش يا يك سويي مي ناميم. هر دو راهكار مشابه وقابل قبول است[96, 97].

مدل نورون كه در شكل بالا نشان داده شده است در سال 1943 توسط مك كولو و پيتس پيشنهاد شده است. مدل آنها تقريبا به همان صورت كه بيان شد از طريق تحقيق در رفتار نورون هاي مغزي پيشنهاد شده بود. مدل آنها وسيله اي بسيار ساده است كه مجموع وزني ورودي هاي خود را براي تعيين خروجي با آستانه مقايسه مي كند. مدل هيچ اهميتي به ساختار پيچيده و زمان بندي فعاليت نورون هاي واقعي نمي دهد و داراي هيچ كدام از ويژگي هاي پيچيده نورون هاي بيولوژيكي نيست . به همين دليل است كه آن را يك مدل و نه يك نسخه تكراري از نورون بيولوژيك مي ناميم و مي توان آن را در يك كامپيوتر ديجيتال پياده كرد .اين توانايي مدل است – اكنون بايد ديد كه چگونه مي توان از اين الگوي ساده بهره گرفت. نحوه ارتباط نورون ها با يكديگر مهم است ليكن در پيروي از روش قبلي خود در انتخاب مدل هاي ساده براي شناخت آنچه در دنياي واقعي پيچيده مي گذرد بهتر است از ابتدا تنها يك لايه از نورون ها مدنظر قرار دهيم تا بتوانيم خروجي نورون هاي مورد نظر براي ورودي هاي معيني مطالعه كنيم .نورون هاي مدل كه به طريقي ساده به يكديگر متصل اند ، در سال 1962 توسط فرانك روزن بلات به نام پرسپترون نامگذاري شد. او براي نخستين بار نورون هاي مدل را در كامپيوترهاي ديجيتال شبيه سازي كرد و آن ها را به طور رسمي تحليل نمود.روزن بلات در كتاب خود (( اصول ديناميسم عصبي )) پرسپترون ها را به صورت شبكه هاي ساده شده شرح داد كه در آنها برخي از ويژگي هاي سيستم هاي عصبي به طور اغراق آميز به كار رفته و برخي ديگر ازآن ها ناديده گرفته شده بود. او اعتراف كرد كه مدل مذكور به هيچ وجه نسخه دقيق سيستم هاي عصبي نمي باشد ، به عبارت ديگر او از ابتدا آگاه بود با مدلي پايه روبرواست. اين حقيقت اغلب در نوشته هاي عمومي فراموش مي شود، جايي كه تصور ساخت مغزهاي كامپيوتري بر اساس اين فنون ذهن ها را به خود جلب مي كند. ما به دنبال ساخت مغزهاي كامپيوتري نيستيم. حتي سعي در تقليد از بخش هايي از مغز را نيز واقعي نمي كنيم. هدف ما كشف خواص مدل هايي است كه رفتارخود را از صورت هاي بسيار ساده تر شده سيستم هاي عصبي طبيعي فرا مي گيرند ، كه معمولا با مقياس بسيار كوچكتري نيز بنا شده اند.م جايي كه مغز داراي نورون است كه هر كدام با نورون ديگر متصل است، ما با چند صد نورون كه هر كدام حداكثر با چند هزار خط ورودي متصل است سرو كار داريم[98, 99].

ما به شيوه اي براي فراگيري مدل هاي نورون خود نيازمنديم.اتصال اين نورون ها به يكديكر شايد شبكه هايي رايجاد كند كه بتواند كاري را انجام دهند، ليكن براي انجام كاري مفيد بايد بتوانيم به طريقي آن ها را آموزش دهيم. همانطور كه قبلا ديديم ، آنچه اين مدل ها را قابل استفاده مي كند توانايي آن ها در فراگيري است . همچنين ، براي سهولت درك مدل ها روش هاي فراگيري بايد تا حد امكان ساده باشند. به همان صورت كه در اغلب محاسبات عصبي معمول است، منبع الهام ما سيستم هاي عصبي واقعي خواهد بود. كودكان اغلب براي كسب نتايج خوب رياضي تشويق مي شوند ، و براي عبور از خيابان بدون توجه به اطراف سرزنش مي شوند. به سگ ها براي اطاعت از فرمان تكه هاي غذا داده مي شود . به طور كلي، رفتار خوب تشويق مي شود و رفتار بد سرزنش مي شود. همين شيوه را مي توان در شبكه هاي مصنوعي بكار گرفت. بايد رفتارهاي مطلوب را تشويق و رفتار هاي نا مطلوب را تضعيف كرد . بايد در باره مدل نورون خود فكر كرده و رفتار آن را مورد بررسي قرار دهيم تا مشاهده شود كه به چه طريقي مي توانيم مفهوم يادگيري را در طرح ساده خود بگنجانيم. اصل راهنما اين است كه به نورون اجازه دهيم از اشتباهات خود بياموزد. اگر جواب همراه با خطا باشد مي خواهيم احتمال اين خطا را در آينده كم كنيم واگر جواب صحيح باشد وضع را تغيير نمي دهيم. اگر در ابتدا ضرايب خطوط ارتباطي نورون را به طور تصادفي تعيين كنيم يعني در واقع در حالت شروع بوده و نورون هيچ نمي داند ، آن گاه مي توانيم يك حرف A را به نورون وارد كنيم ، نورون مجموع وزني ورودي هاي خود را محاسبه مي كند و با مقدار آستانه مقايسه مي كند ، چنانچه مقدار محاسبه شده از آستانه بيش تر باشد نورون جواب 1 ودر غير اين صورت خروجي صفر خواهد بود . احتمال اينكه به طور تصادفي جواب صحيح باشد 50% است ، زيرا ورودي هاي نورون تنها به طور تصادفي مي توانند از مقدار آستانه تجاوز كنند . فرض كنيد نورون جواب صحيح بدهد ، در اين صورت نياز به هيچ اقدامي نيست زيرا مدل موفق بوده است.ولي اگر جواب صفر بود بايد مجموع وزني را افزايش دهيم به صورتي كه بار ديگر با حرف A روبرو شد جواب صحيح 1 را بدهد. اين عمل را با افزايش ضرايب وزني خطوط ارتباطي نورون انجام مي دهيم. بنابراين براي تشويق احتمال حصول جواب 1 وزن ها را افزايش مي دهيم .براي حرف B مايليم كه نورون عدد صفررا توليد كند، يعني مايل هستيم كه مجموع وزني ورودي ها از مقدار آستانه كم تر باشد . بنابراين هرگاه نورون با حرف B روبرو شد مايل خواهيم بود كه ضرايب وزني را آن را كاهش دهيم تا مجبور گردد در آينده با مشاهده حرف B عدد صفررا توليد نمايد. اين بدان معني است كه براي فراگيري شبكه بايد زماني كه مايليم نورون فعال باشد ضرايب وزني را افزايش داده و آن گاه كه مايليم نورون غير فعال باشد ضرايب را كاهش دهيم.اين مقصود با اضافه كردن مقدار ورودي ها به ضرايب مر بوطه هنگامي كه مايليم نورون فعال باشد وبا كسر كردن مقدار ورودي ها از ضرايب هنگامي كه مايليم نورون غير فعال باشد حاصل مي گردد.اين قائده فراگيري ما خواهد بود . شايان توجه ااست كه تنها ورودي هايي كه در آن هنگام فعال مي باشند مورد اثر قرار مي گيرند. اين امر بديهي مي باشد زيرا ورودي هاي غيرفعال تاثيري در جمع وزني ندارند و تغيير آن ها تاثيري درآن مورد به خصوص ندارد و تنها ممكن است باعث آشفته شدن آنچه تا كنون آموخته شده است شوند.

اين قائده فراگيري شكل ديگري از قاعده اي است كه در سال 1949 توسط دونالد هب ارائه شده و بنابراين به قاعده فراگيري هب معروف مي باشد. هب قانون خود را درباره تقويت انحصاري خطوط ارتباطي فعال بر پايه مطالعات خود در سيستم هاي عصبي واقعي بنا نموده بود. در شكل جزئي تغيير يافته از قانون هب كه ما استفاده مي كنيم خاصيت تغيير دادن انحصاري خطوط ارتباطي فعال حفظ شده است ، ليكن اين خطوط هم تقويت شده و هم تضعيف مي شوند. اين عمل را به اين دليل مي توانيم انجام دهيم كه نتايج مورد نظر رااز قبل مي دانيم و بنابراين مشاهده مي كنيم كه به كدام سمت بايد ضرايب وزني را تغيير دهيم . چون اين فراگيري از طريق در دست داشتن نتيجه مطلوب راهنمايي مي گردد به اين نوع آموزش (( فراگيري با سرپرست )) مي گوييم. اين فراگيري در در واقع تا سال 1951 بدون پاسخ باقي مي ماند. در آن سال ماروين مينسكي و دين ادموندزيك (( شبكه عصبي )) را ساختند، اين ابزار بزرگ از 300 لامپ الكترونيكي و تعداد زيادي موتور و كلاچ و يك دستگاه جيرو پايلوت مانده از يك بمب افكن جنگ جهاني دوم استفاده مي كرد كه 40 دكمه كنترل آن را مي چرخاندند. طرز قرار گرفتن اين دكمه ها نمايانگر حافظه ماشين بود . مينسكي و ادموندز مدت طولاني به ماشين در حال كار نگاه مي كردند كه چگونه دكمه ها را تنظيم مي كند و قطعات زيادي را در آن واحد حركت مي دهد. انبوه سيستم هاي اتصال پر از نقاط جوش ضعيف و اتصالات غلط بود ، ليكن طبيعت تصادفي سيسنم حتي هنگامي كه بعضي از لامپ هايي الكترونيك ( نورون ها ) از كار افتاده بود به آن اجازه ادامه فعاليت مي داد. اين ابتكار مكانيكي احتمالا اولين تحقق شبكه هاي غصبي بوده است .

شيوه يادگيري به طور خلاصه شامل مراحل زير است :

* ضرايب وزني و مقادير آستانه را به طورتصادفي تعيين مي كنيم.
* يك ورودي به مدل ارائه دهيد.
* مقدار خروجي را با توجه به مقايسه مجموع وزني ورودي ها و مقدار آستانه محاسبه كنيد.
* ضرايب وزني را براي تقويت تصميمات درست و تضعيف تصميمات نا درست تغيير دهيد[100-102].

پس از آنکه مينسکي پاپرت ضعف پرسپترون تک لايه را در حل مسائل جدايي ناپذير خطي آشکار کردندکار بر روي شبکه هاي عصبي خصوصا پرسپترون تا حد زيادي به حالت تعليق در آمد. در اين مدت راه حل هايي برايرفع اين مشکل پيشنهاد شد اما هيچ يک از اين راه حل ها نتواستند مشکل را به طور کامل حل کنندتااين که رومل هارت و مک کلند در سال 1986 ايده افزايش تعداد لايه در شبکه پرسپترون و ساختن شبکه اي با چند لايه را مطرح کردند.

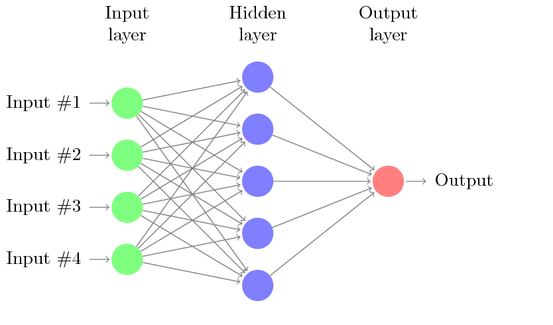
ايده اي که اين مشکل را حل کرد اين بود که تغيير در تابع مورد استفاده در پرسپترون تک لايه اعمال شد.همانطور که گفته شد پرسپترون تک لايه از تابع پله استفاده مي کرد و هنگامي که مجموع مورد نظر را محاسبه مي کرد آنرا با يک حد آستانه مقايسه مي نمود و در صورت بزرگ تر بودن خروجي يک ودر صورت کوچک تر بودن خروجي صفر توليد مي شد.

به دليل استفاده از اين تابع که خاصيت خطي دارد پرسپترون تک لايه درباره مسائل غير خطي نا توان بود. تغيير اين تابع و جايگزيني آن با يک تابع غير خطي که با خصوصيات پرسپترون اصلي سازگار باشدکليدحل معما بود.براي همين منظور تابع آستانه خطي و تابع سيگموئيد استفاده شد.

در اين توابع همچون گذشته حالت فعال و غير فعال دارند اما با قرار گرفتن يک تغيير ملايم بين حالت فعال و حالت غير فعال مي توانند ميزان تغيير ضرايب وزني را تا حد بسيار خوب تعديل واز اصلاح ناگهاني آن جلوگيري کنند و در واقع به وروديهاي مختلف پاسخهاي مناسب تري بدهند. در هر دو تابع اگر مجموع ورودي هاي وزني از آستانه بسيار تجاوز کند مقدارخروجي بسيار نزديک به عدد 1 و اگر از مقدار آستانه خيلي کمتر باشد مقدار خروجي نزديک به صفر خواهد بود.

ولي در جايي که مقدار مجموع وزني و آستانه تقريبا برابر باشند خروجي نورون اندازهاي بين 1 و صفر دارد و بدين ترتيب اين خروجي حاوي اطلاعات بيشتري در مورد ورودي مي باشد.

اين مسئله باعث ارائه مدل جديد شبکه پرسپترون بود که از اين توابع استفاده مي کرد اما تعدادلايه هاي آن نيز افزايش يافته بود. شبکه پرسپترون جديد که پرسپترون چند لايه نامگذاري شد علاوه بر استفاده از تابع جديد از چند لايه نيز تشکيل شده بود.يک لايه ورودي که البته همانطور که گفته شد اين لايه جزء لايه هاي اصلي شبکه به حساب نمي آيد. يک لايه خروجي ويک يا چند لايه که بين ورودي و لايه خروجي قرار مي گيرند و به آنها لايه هاي پنهان مي گويند.لايه هاي پنهان نقش ارتباط دهنده هاي لايه ورودي و لايه خروجي را دارند و هر کدام از آنها به تنهايي مانند يک نورون عمل مي کنند با اين تفاوت که به جاي استفاده از تابع پله از تابع سيگموئيدي استفاده مي کنند. با اين مدل قاعده فراگيري شبکه هم تغيير کرد و شکل تازه اي به خود گرفت[103-105].

شکل 4.5. پرسپترون چند لايه

اين مدل همانطور كه مشاهده مي كنيد از سه لايه تشكيل شده است ، يك لايه ورودي، يك لايه خارجي، و يك لايه بين آنها كه مستقيما به داده هاي ورودي و نتايج خروجي متصل نيست. در واقع اين لايه را لايه پنهان مي نامند. هر واحد در لايه پنهان و لايه خروجي مانند يك پرسپترون عمل مي كند، با اين تفاوت كه تابع استفاده شده به صورتي كه در شكل مي بينيد به جاي تابع پلكاني از تابع سيگمويد است. واحد هاي لايه ورودي صرفا وظيفه توزيع مقادير ورودي را به لايه بعدي بر عهده دارند و بنابراين هيچ محاسبه اي را انجام نمي دهند. با تغيير تابع غير خطي از صورت پلكاني به سيگمويد واضافه كردن يك لايه پنهان به ناچار بايد قاعده فراگيري مدل را تغيير دهيم . مدل جديد بايد توانايي تشخيص الگوهاي پيچيده تر را داشته باشد. قاعده فراگيري پرسپترون چند لايه را (( قاعده كلي دلتا )) يا قاعده پس انتشار گويند. اين عناوين در سال 1986 توسط روملهارت ، مك كلند و ويليامز پيشنهاد شد و اين آغاز تولد دوباره شبكه هاي عصبي بود . بعد ها معلوم شد كه نتايج مشابهي نيز قبلا در سال 1982 توسط پاركر منتشر شده و همچنين وربس در سال 1974 كار مشابهي انجام داده است . اين طبيعت علم است. گروه هاي متفاوت در حوزه هاي وسيع نمي توانند از تمامي پيشرفتها در حوزه هاي ديگر مطلع شوند و در نتيجه تكرار تلاشه ها گريز ناپذير خواهد بود. به هرصورت اين افتخار به آنها تعلق مي گيرد كه اولين گروهي بودند كه نه تنها قاعده فراگيري پرسپترون را به طور مستقل كشف كردند بلكه با تركيب آن ها پرسپترون چند لايه اي را ايجاد كرده ومورد مطالعه قرار دادند. كتاب آنها به نام (( پردازش توزيع شده موازي )) هنوز هم يكي از مهم ترين كتاب هاي اين حوزه علمي است. نحوه عمل پرسپترون چند لايه اي مشابه پرسپترون تك لايه اي است. بدين صورت كه الگويي به شبكه عرضه مي شود و خروجي آن محاسبه مي گردد ، مقايسه خروجي واقعي و خروجي مطلوب باعث مي گردد كه ضرايب وزني شبكه تغيير يابد به طوري كه در دفعات بعدي خروجي درست تري حاصل شود . قاعده فراگيري روش ميزان كردن ضرايب وزني شبكه را بيان مي كند.استفاده از تابع سيگمويد بدين معنا است كه واحد هاي مياني تا اندازه اي نسبت به خروجي هاي مدل آگاهي دارند به طوري كه مي توان ضرايب وزني آن ها را براي كاهش ميزان خطا تنظيم كنيم. قاعده فراگيري پرسپترون چند لايه اي قدري پيچيده است. بهترين راه براي درك آن بررسي رفتار شبكه هنگام آموزش الگوهاي عرضه شده مي باشد. وقتي به شبكه آموزش نديده اي الگويي را عرضه مي كنيم، خروجي هاي تصادفي توليد مي كند. ابتدا بايد تابع خطايي را تعريف كنيم كه تفاوت خروجي نهايي را با خروجي مطلوب بخوبي نشان دهد. چون خروجي مطلوب را مي دانيم اين نوع فراگيري را (( فراگيري با سرپرست)) مي ناميم . براي موفق شدن در آموزش شبكه بايد خروجي آن را بتدريج به خروجي مطلوب نزديك كنيم. به عبارت ديگر بايد ميزان تابع خطا را به طور دائم كاهش دهيم. براي اين منظور ضرايب وزني خطوط ارتباطي واحد ها با استفاده از قاعده كلي دلتا ميزان مي شود. قاعده دلتا مقدار تابع خطا را محاسبه كرده و آن را به عقب از يك لايه به لايه پيشين آن انتشار مي دهد. عبارت پس انتشار به اين علت است. ضرايب وزني هر واحد جدا گانه ميزان مي شود و بدين صورت ميزان خطا كاهش مي يابد. اين عمل در مورد واحد هاي لايه خارجي ساده است زيرا خروجي واقعي و مطلوب آن ها را مي دانيم، ولي در مورد لايه هاي مياني چندان روشن نيست. اين گمان مي رود كه ضرايب وزني واحد هاي پنهان كه به واحد هاي خروجي با ميزان خطايي بزرگ مرتبط هستند بايد بيشتر از واحد هاي پنهان كه به واحد هاي مرتبط آن ها خروجي تقريبا صحيحي دارند تغيير يابد. در واقع رياضيات نشان مي دهد كه ضرايب واحد ها بايد به تناسب ميزان خطاي واحدي كه به آنها متصل اند تغيير كند. بنابراين مي توان با انتشار خطا به عقب ضرايب وزني خطوط ارتباطي تمام لايه ها را به درستي ميزان كرد. به اين طريق تابع خطا كاهش و شبكه آموزش مي يابد[106-108].

2.5.5. شبكه Back Propagation

اثبات وجود محدوديت‌هايي در شبکه‌هاي عصبي تک لايه، عاملي مهم در کاهش توجهات به آنها در دهه۱۹۷۰ گرديد. کشف و انتشار روش مؤثر Training شبکه‌هاي چندلايه، توسط تعدادي از محققان در سال های۱۹۸۶-۱۹۸۸ نقش بسيار مهمي را در ظهور دوباره شبکه‌هاي عصبي به عنوان ابزاري در جهت حل طيف وسيعي از مسائل ايفا کرد. روش مذکور به نام «روش انتشار خطاها به سمت عقب» و يا قانون کلي دلتا ناميده مي‌شود. به طور ساده‌تر اين يک روش کاهش شيب براي به حداقل رساندن مربع خطاهاي خروجي محاسبه شده توسط شبکه مي‌باشد. خصوصيت ذاتي Training در اين روش، باعث شده است که شبکه‌هايBack Propagation (يا به عبارتي يک شبکه چندلايهTraining شده توسط روشBack Propagation ) در بسياري از زمينه‌ها براي حل مسائل به کار برود. به عنوان مثال يکي از کاربردها Net Talk مي‌باشد که در آن، شبکه ياد مي‌گيرد تا با صداي بلند متون انگليسي را بخواند. کاربردهاي اين روش را مي‌توان در هر مسال های که در آن نگاشت مجموعه ورودي به مجموعه هدف مشخصي وجود دارد (شبکه‌هايي با متد يادگيري Supervised) پيدا نمود.

در بسياري از شبکه‌هاي عصبي هدف از يادگيري رسيدن به دو مورد زير مي‌باشد :

۱- توانايي در ارائه پاسخ صحيح به ورودي‌هايي که قبلاً هنگام Training استفاده شده‌اند.

۲- توانايي در ارائه پاسخي منطقي و مستدل به ورودي‌هايي که مشابه با ورودي‌هاي مورد استفاده در Training مي‌باشند.

Training يک شبکه توسط متد Back Propagation شامل۳ مرحله زير مي‌باشد :

۱. انتشار ورودي‌هاي Training در جهت رو به جلو در شبکه

۲. محاسبه و انتشار خطاهاي مربوطه رو به عقب

۳. تنظيم وزن ها

بعد از Training کار شبکه پيرامون فاز feed forward ورودي‌ها انجام مي‌گردد و قابل به ذکر است که هرچه مرحله Training آرام‌تر و کندتر باشد شبکه Train شده خروجي‌ها را با سرعت بيشتري توليد مي‌کند. از آنجايي که شبکه‌هاي تک لايه در نگاشت‌هايي که مي‌توانند ياد بگيرند بسيار محدود هستند، شبکه‌هاي چندلايه (با يک يا چندلايه مياني) مي‌توانند هر نوع نگاشت پيوسته با دقت دلخواه را ياد بگيرند. بيشتر از يک لايه ممکن است براي مواردي مفيد باشد، اما معمولاً يک لايه کافي است.

يک شبکه عصبي چند لايه با يک لايه مياني (Z) در شکل نشان داده شده است. لايه خروجي (Y) و لايه مياني (Z) همان طور که در شکل نشان داده شده‌اند مي‌توانند باياس نيز داشته باشند، که باياس روي خروجيبه صورت و روي لايه ميانيبه صورت نشان داده شده است. اين باياس‌ها مشابه وزني است که به خروجي که هميشه ۱ باشد متصل است.

در اين شکل جهت‌هاي فاز feed forware نشان داده شده است. در فاز Back Propagation سيگنال‌ها در خلاف جهت فرستاده مي‌شوند.

همان طور که در ابتدا عنوان شد، Train يک شبکه توسط روش Back Propagation داراي۳ مرحله مي‌باشد :

۱. feed forware الگوهاي Train ورودي

۲. انتشار رو به عقب خطاهاي مربوطه

۳. تنظيم وزن ها

در طي مرحله ,feed forwareهر واحد ورودييک سيگنال ورودي را دريافت کرده و سپس آن سيگنال را به هر يک از واحدهاي ميانيمنتقل و ارسال مي‌کند. هر واحد مياني، مقدار Activation خود را محاسبه نموده و سپس سيگنالرا به هر يک از واحدهاي خروجي ارسال مي‌‌کند. هر واحد خروجي نيز مقدار خروجي خود را محاسبه کرده تا جواب شبکه در ازاي الگوي ورودي مشخص گردد.

در طي مرحله Training هر واحد خروجي مقدار Activationمحاسبه شده خود را با مقدار هدف آنمقايسه مي‌کند تا ميزان خطاي مربوطه براي آن الگو در آن واحد خاص مشخص گردد. براساس اين خطا فاکتور محاسبه مي‌گردد.  براي انتشار رو به عقب خطاي واحد خروجي  به همه واحدها در لايه قبلي (واحدهاي مياني متصل به ) به کار مي‌رود. همچنين در مراحل بعدي براي update وزن هاي بين لايه خروجي و لايه مياني نيز استفاده مي‌شود. در حالتي مشابه، فاکتور براي هر واحد مياني محاسبه مي‌شود. اما لزومي ندارد که ميزان خطاي بدست آمده به لايه ورودي منتشر شود و فاکتورتنها براي update وزن هاي بين‌ لايه مياني و لايه ورودي به کار برده مي‌شود.

بعد از تعيين همه فاکتورهاي، وزن ها براي همه لايه‌ها به طور همزمان تعيين مي‌شود. تنظيم وزن(از واحد مياني به واحد خروجي ) براساس فاکتور لايه ميانيصورت مي‌گيرد.

تابع Activation :

يک تابع Activation براي يک شبکه back propagation بايد چندين ويژگي مهم داشته باشد :

۱. پيوسته باشد

۲. مشتق پذير باشد

۳. يکنواي غير نزولي باشد (صعودي).

همچنين علاوه بر آن، براي کارايي محاسباتي بهتر است که محاسبه مشتق تابع آسان باشد. براي بسياري توابع Activation معمول، مقدار مشتق (در مقدار خاص يک متغير مستقل) مي‌تواند برحسب مقدار تابع (در آن مقدار متغير مستقل) بيان گردد. معمولاً مورد انتظار است که تابع «اشباع» شود يعني مقادير مينيمم و ماکزيمم معين نزديک مجانب آن مشخص باشد. يکي از توابع معمول Activation تابع باينري سيگموئيد است که خروجي بين۱-۰ توليد مي‌کند. تابع ديگر، سيگموئيد bipolar است که محدوده خروجي آن بين (-۱ و۱) مي‌باشد.

قابل به ذکر است که تابع سيگموئيد bipolar بسيار ارتباط نزديکي با تابع tanh دارد[109, 110].

الگوريتم Training :

هر يک از توابع Activation تعيين شده در بخش قبل مي‌تواند در الگوريتم Back Propagation استانداردي که در اينجا ارائه خواهد شد استفاده شود. فرم داده (مخصوصاً مقادير هدف) يک فاکتور مهم در انتخاب تابع مناسب مي‌باشد. لازم به ذکر است که به علت ارتباط ساده بين مقدار تابع و مشتق‌اش هيچ معادله تواني اضافه‌اي براي محاسبه مشتق مورد نياز در طي فاز Back Propagation الگوريتم مورد نياز نمي‌باشد.

الگوريتم به صورت زير مي‌باشد :

مرحله۰ : مقداردهي اوليه وزن ها (با مقادير تصادفي کوچک)

مرحله۱ : تا زماني که شرط توقف حلقه درست نيست مراحل۹-۲ را انجام بده :

مرحله۲ : براي هر يک از داده‌هاي Training مراحل ۸-۳ را انجام بده :

فاز feed forward :

مرحله۳ : هر يک از واحدهاي ورودي، سيگنال ورودي را دريافت و آن را به همه واحدها در لايه مياني پخش مي‌کند.

مرحله۴ : هر واحد مياني، net ورودي خودش را محاسبه مي‌کند. سپس تابع Activation را براي محاسبه سيگنال خروجي بر آن اعمال مي‌کند و سيگنال بدست آمده را به همه واحدها در لايه خروجي ارسال مي‌کند.

مرحله۵ : هر واحد خروجي، net ورودي خودش را محاسبه مي‌کند. سپس تابع Activation را براي محاسبه سيگنال خروجي بر آن اعمال مي‌کند.

انتشار رو به عقب خطا :

مرحله۶ : هر واحد خروجي يک الگوي هدف معادل الگويTraining ورودي را دريافت مي‌کند و سپس عبارت خطاي آن محاسبه مي‌شود.



سپس عبارت تصحيح وزن و باياس محاسبه مي‌گردد :





در نهايتبه واحدهاي لايه مياني ارسال مي‌گردد.

مرحله۷ : هر واحد ميانيمجموعهاي ورودي که از لايه بالاتر دريافت کرده است را محاسبه مي‌کند:



سپس براي محاسبه عبارت خطا، مقدار بدست آمده دلتا را در مشتق تابع ضرب مي‌کند :



و عبارت تصحيح وزن و باياس محاسبه مي‌شود.





update کردن وزن ها و باياس‌ها :

مرحله۸ : هر واحد خروجي کليه وزن ها و باياسهاي خود را به صورت زير updateمي‌کند :



هر واحد ميانيکليه وزن ها و باياس‌هاي خود را به صورت زير update مي‌کند :



مرحله۹ : شرط توقف را چک کن.

يک epoch، يک سيکل کامل براي همه بردارهاي Training مي‌باشد. معمولاً تعداد زيادي epoch براي train يک شبکه عصبي Back Propagation مورد نياز است. الگوريتم بالا وزن ها را بعد از هر الگوي Training ارائه شده، update مي‌کند. يک نوع معمول update دسته‌اي مي‌باشد که در آن وزن ها در کل يک epoch (و يا در تعدادي از الگوها) قبل از اعمال، نگهداشته و سپس انجام مي‌شوند.

پايه و اساس رياضي الگوريتم Back Propagation تکنيک بهينه سازي است که به «Gradient Descent» يا «کاهش شيب» معروف است. شيب يک تابع خطا، در جهتي است که در آن، تابع به سرعت افزايش مي‌يابد. اما شيب منفي در جهت کاهش تابع مي‌باشد[111, 112].

انتخاب‌ها :

روش‌هاي انتخاب وزن ها و باياس‌هاي اوليه :

۱. مقداردهي تصادفي وزن ها :

انتخاب نحوه مقداردهي اوليه وزن ها، بر رسيدن شبکه به يک مينيمم محلي و يا سراسري تابع خطا و همچنين به سرعت همگرايي آن تأثير دارد. update کردن وزن بين دو واحد به مشتق تابع Activation واحد اول و تابع Activation تابع دوم بستگي دارد. به همين دليل اجتناب از مقادير اوليه وزن هايي که احتمال دارد باعث شوند توابع Activation و يا مشتق آنها صفر شود، مهم است. مقادير اوليه وزن ها نبايد خيلي بزرگ باشند، زيرا سيگنالهاي اوليه ورودي به هر يک از واحدهاي مياني و يا خروجي، احتمال دارد که در ناحيه‌اي به نام «ناحيه اشباع» قرار بگيرند که در اين ناحيه مشتق تابع سيگموئيد مقداري کوچک دارد. از طرف ديگر اگر مقادير اوليه وزن ها بسيار کوچک باشد net ورودي به يک واحد مياني و يا واحد خروجي به صفر نزديک خواهد شد، که اين باعث کاهش شديد سرعت يادگيري مي‌شود.

يک روال معمول براي مقدار دهي اوليه وزن ها و باياس‌ها، مقدار تصادفي بين۵، ۰ تا۵، ۰- (يا بين ۱ تا۱- و يا ساير فواصل مناسب ديگر) مي‌باشد. اين مقادير مي‌توانند مثبت و يا منفي باشند، زيرا وزن هايي بعد از training ممکن است با هر علامتي باشند. نمونه تغيير يافته روش مقداردهي تصادفي، توسط Nguyen و Widrow در سال۱۹۹۰ ارائه شد که در زير آمده است[113].

۲. Widrow- Nguyen :

تنها تفاوت اين روش، سرعت بيشتر يادگيري آن مي‌باشد. اين روش براساس تحليل هندسي پاسخ يک نورون به يک سيگنال ورودي تکي استوار است. اين تحليل توسط چندين ورودي و با استفاده از تبديل فوريه بسط و توسعه يافته است. در اين روش وزن هاي بين لايه‌هاي مياني و لايه خروجي (و باياس‌هاي واحدهاي خروجي) با مقادير تصادفي بين ۵، ۰ و- ۵، ۰ مقداردهي مي‌شوند.

اما مقداردهي وزن هاي بين واحدهاي ورودي و مياني به صورتي طراحي شده است که توانايي واحدهاي مياني را براي يادگيري بهبود مي‌بخشد. اين کار توسط انتشار وزن ها و باياس‌هاي اوليه صورت مي‌گيرد تا براي هر الگوي ورودي، اين احتمال باشد که net ورودي يکي از واحدهاي مياني در محدوده‌اي که نورون مياني به آساني ياد مي‌گيرد، قرار بگيرد. روال داراي مراحل ذيل مي‌باشد.

براي هر واحد مياني (j=1,…,p) :

مرحله۱ : مقادير بردار وزن ها را از واحدهاي ورودي مقداردهي کن :

مقادير تصادفي بين 0.5 – تا0.5= (old)

مرحله۲ : مقدار  را محاسبه کن.

مرحله۳ : دوباره وزن ها و باياس‌ها را مقداردهي کن:



مرحله۴ : باياس را با مقادير تصادفي بين  تنظيم کن.

تحليل فوق بر تابع Activation زير استوار است :



که با تابع سيگموئيد bipolar بسيار مرتبط مي‌باشد. استفاده از اين روش نه تنها باعث بهبود بخشيدن کارايي training شبکه مي‌شود بلکه ميزان احتمال مقداردهي وزن ها به گونه‌اي که مانع همگرايي شبکه شود، را به طور قابل توجهي کاهش مي‌دهد[114].

از آنجايي که انگيزه اصلي در به کاربردن شبکه Back Propagation رسيدن به نقطه تعادلي بين ارائه پاسخ صحيح به داده‌هاي training و پاسخ مناسب به ورودي‌هاي جديد (به عبارتي نقطه تعادل بين memorization و generalization) است. بنابراين ادامه training تا رسيدن به مينيمم واقعي مربع خطا لزومي ندارد. Hecht-Nielsen در سال۱۹۹۰ مجموعه training را در طي عمليات يادگيري ارائه داده‌اند :

* مجموعه‌اي از الگوهاي Training : که تنظيم وزن ها بر اساس آنها صورت مي‌گيرد.
* مجموعه‌اي از الگوهاي testing- training : که در وقفه‌هاي زماني معين بين training براي محاسبه خطا بکار مي‌روند.

اين دو مجموعه از هم جدا هستند و مادامي که خطا براي داده‌هاي testing- training کاهش يابد عمليات training ادامه مي‌يابد. اما وقتي خطا شروع به افزايش کند، شبکه شروع به حفظ کردن داده‌هاي training به صورتي کاملاً خاص مي‌نمايد و توانايي generalize را از دست مي‌دهد. در اين هنگام training خاتمه مي‌يابد.

رابطه بين داده‌هاي training موجود (P)، تعداد وزن هاي train شده (w) و دقت مورد انتظار در دسته‌بندي (e) در قانون زير خلاصه شده است. سؤالي که بايد جواب داده شود اين است که «تحت چه شرايطي مي‌توان مطمئن بود که يک شبکه که درصدي از داده‌هاي training را به درستي دسته‌بندي نموده است، داده‌هاي testing را نيز که در همان فضاي نمونه هستند، به درستي دسته‌بندي کند؟» مخصوصاً اگر شبکه به گونه‌اي train شده باشد که (۱-) داده‌هاي training را بدرستي دسته‌بندي کند  آيا مي‌توان اطمينان داشت که(e- ۱) داده‌هاي testing را نيز بدرستي دسته‌بندي کند؟

پاسخ اين است که اگر داده‌هاي training کافي وجود داشته باشد شبکه مي‌تواند به صورت دلخواه generalize کند (يعني داده‌هاي testing نامشخص را بدرستي دسته‌بندي نمايد). داده‌هاي training کافي توسط شرط :



تعيين مي‌شود.

نمايش داده‌ها :

در بسياري از مسائل، اعضاي بردارهاي ورودي و خروجي داراي مقاديري در يک محدوده يکسان هستند. زيرا يک عامل در عبارت تصحيح وزن، خروجي نورون اول مي‌باشد. بنابراين واحدهايي که خروجي‌شان صفر است، توانايي يادگيري ندارند. از اين رو پيشنهاد مي‌شود که بکارگيري فرم bipolar براي داده‌هاي ورودي و تابع Activation در بهبود يادگيري تأثير دارد[100, 110].

در بسياري از کاربردهاي شبکه عصبي داده (ورودي- هدف) مي‌تواند به صورت متغيرهايي با مقادير پيوسته و يا به صورت مجموعه‌اي از محدوده‌ها باشد. بطور کلي براي يک شبکه عصبي، يادگيري يک مجموعه مشخص از جوابها بسيار آسان‌تر از جواب‌هايي با مقادير پيوسته مي‌باشد، بنابراين از داده‌هاي پيوسته نبايد براي کميت‌هاي مشخص مثل حروف الفبا استفاده شود.

تعداد لايه‌هاي مياني :

براي شبکه‌هايي با بيش از يک لايه مياني، تنها تغييرات کمي در الگوريتم training لازم است محاسبات براي هر لايه اضافي مياني به نوبت تکرار شود. جمع کردن براي واحدهاي لايه قبلي که وارد لايه فعلي مي‌شود محاسبه مي‌گردد. مرحله۴ در فاز forward feed و مرحله۷ در فاز Back Propagation کافي است تا هر انگشت پيوسته‌اي از داده‌هاي ورودي به داده‌هاي خروجي را با دقت دلخواه تقريب بزند. به هرحال وجود ۲ لايه مياني باعث مي‌شود ک عمليات training در بعضي موقعيت‌ها و شرايط آسان‌تر باشد.

تغييراتي در الگوريتم Back Propagation :

تغييرات بسياري مي‌تواند بر الگوريتم اوليه Back Propagation ارائه شده اعمال شود و باعث بهبود کارايي آن در بعضي از موقعيت‌ها گردد. که اين تغييرات شامل : تغيير در روال update وزن ها، توابع Activation سيگموئيد جايگزين و همچنين تغيير در قدرت محاسباتي و ظاهر بيولوژيکي آن مي‌باشد.

روال‌هاي جايگزين براي update کردن وزن ها :

Momentum :

در Back Propagation با Momentum، تغيير وزن در جهت ترکيب شيب فعلي و شيب قبلي مي‌باشد. اين روش، نمونه تغيير يافته Gradient Descent بوده و زماني که بعضي از داده‌هاي training نادرست و يا با اکثريت داده‌ها متفاوت هستند، مزاياي خود را نشان مي‌دهد. بهتر است که براي اجتناب از يکmajor Disruption در زماني که يک جفت داده training خيلي غير معمول، ارائه مي‌شود، از يک نرخ يادگيري کوچک استفاده شود.

گاهگاهي در صورت اضافه کردن عبارت Momentum به فرمول update وزن، همگرايي سريع‌تر مي‌شود. براي استفاده Momentum، وزن ها و يا update وزن هاي يک يا چند داده training قبلي بايد ذخيره و نگهداري شود. در ساده‌ترين شکل، وزن جديد براي training مرحله ۱+ t، بر اساس وزن هاي training در مراحل t و ۱- t مي‌باشد و فرمول update وزن ها براي Back Propagation با Momentum به صورت زير است :





البته پارامتر بايد در محدوده ۰ تا ۱ قرار بگيرد. در اين روش احتمال اين که مينيمم‌هاي محلي به جاي مينيمم‌هاي مطلق پيدا شوند، کاهش مي‌يابد. همچنين شبکه در جهت شيب، پيشرفت نمي‌کند بلکه تنها در جهت شيب فعلي و جهت قبلي تصحيح وزن حرکت مي‌نمايد.

Update کردن وزن ها به صورت دسته‌اي :

در بعضي موارد نگهداري عبارت‌هاي تصحيح وزن براي چندين داده (و يا حتي براي کل يک epoch اگر تعداد داده‌هاي آن زياد نباشد) و سپس انجام يک تنظيم وزن (که معادل ميانگين همه عبارت‌هاي تصحيح وزن مي‌باشد) براي هر وزن مفيد و سودمند مي‌باشد و اين کار از update کردن وزن ها، بلافاصله پس از ورود هر داده جديد، بهتر مي‌باشد.

اين روال، تأثير ملايمي بر عبارت‌هاي تصحيح وزن دارد و گاهي اوقات در بعضي موارد اين نرمي و ملايمت باعث افزايش احتمال همگرايي به مينيمم‌هاي محلي مي‌گردد.

نرخ‌هاي يادگيري وفقي :

الگوريتم Back Propagation استاندارد، با هدف ايجاد بيشترين کاهش خطا، وزن هاي فعلي را تغيير مي‌دهد. به طور کلي با اين روش مستقيماً به سمت بردار وزن بهينه حرکت نمي‌کنند. در اين راستا روشهاي بسياري براي تغيير جهت تنظيم وزن ها پيشنهاد شده و مورد مطالعه قرار گرفته است.

در حالي که محققان تلاش بر بهبود هر چه بيشتر سرعت training شبکه‌هايBack Propagation دارند. يک راه تغيير نرخ يادگيري در حين training مي‌باشد. الگوريتم‌هايي، با نرخ‌هاي يادگيري قابل تنظيم، براي مسائل طراحي شده‌اند. به عنوان مثال مسائل دسته‌بندي که در آنها داده‌هاي training به طور قابل ملاحظه‌اي کمتر از بقيه هستند.

يکي از اين انواع الگوريتم، براساس تعيين ماکزيمم سايز مرحله در هر بار training مي‌باشد. با اينکه در اين الگوريتم محاسبات اضافي براي شيب وجود دارد که در الگوريتمBack Propagation استاندارد محاسبه نمي‌شوند، با اين وجود در برابر خطاهاي مينيممي که در شکل Back Propagation رخ نمي‌دهد، از خود مقاومت خوبي نشان مي‌دهد.

ممکن است يکي از گسترده‌ترين کارهاي انجام شده در الگوريتم‌هاي نرخ يادگيري، الگوريتم‌هاي «risk-taking» باشد. اين نوع الگوريتم توسط بسياري از محققان توسعه و گسترش يافته‌اند که به شرح زير مي‌باشد :

روش Delta-Bar-Delta :

روش کلي الگوريتم Delta-Bar-Delta اجازه مي‌دهد که هر وزن نرخ يادگيري خود را داشته باشد و نرخ يادگيري با زمان t در طول عمليات training تغيير مي‌کند. علاوه بر اين، دو تخمين ديگر نيز، براي تعيين ميزان تغييرات مناسب در نرخ يادگيري براي هر وزن استفاده مي‌شود.

اگر تغيير وزن در چندين مرحله زماني، در يک جهت يکسان باشد (افزايش يا کاهش)، نرخ يادگيري براي آن وزن بايد افزايش يابد. (اگر مشتق جزئي خطا برحسب وزن براي چندين مرحله زماني علامت يکسان داشته باشد، تغيير وزن در يک جهت خواهد شد). به هر حال اگر جهت تغيير وزن (يعني علامت مشتق جزئي) تغيير بکند، نرخ يادگيري بايد کاهش يابد. اما هيچ ادعايي وجود ندارد که اين دو شرط باعث بهبود کارايي شبکه مي‌شوند، در حالي که در بسياري از نمونه‌ها اين اتفاق رخ مي‌دهد.

قانون Delta-Bar-Delta از دو قانون ديگر تشکيل شده است :

* قانون update کردن وزن ها
* قانون update کردن نرخ يادگيري

تصور کنيد که يک وزن دلخواه در زمان t، نرخ يادگيري مربوط به آن وزن در زمان t وE مربع خطا براي داده ورودي در زمان t باشد، قانون Delta-Bar-Delta به صورت زير وزن ها را تغيير مي‌دهد :



اين يک تغيير وزن استاندارد براي Back Propagation مي‌باشد که در آن هر وزن با کسري از مشتق جزئي تابع خطا بر حسب وزن تغيير مي‌کند. بنابراين تغيير جهت بردار وزن، براي مدت زمان طولاني در جهت شيب منفي قرار نمي‌گيرد. براي هر واحد خروجي يک «دلتا» تعريف مي‌کنيم:



و براي هر واحد پنهان :



قانون Delta-Bar-Delta از يک ترکيب مشتق فعلي و قبلي براي تشکيل Delta-Bar براي هر واحد خروجي استفاده مي‌کند.



و هر واحد پنهان :



و مقدار پارامتر β بايد توسط کاربر بين  تعيين شود.

شرط اين که نرخ يادگيري بايد، در صورتي که تغيير وزن در مراحل زماني متوالي در يک جهت باشد افزايش يابد، توسط افزايش نرخ يادگيري در صورت هم علامت بودن  پياده سازي مي‌شود. اگر  مختلف العلامت باشند، نرخ يادگيري با کسرy از

مقدار فعلي خودش کاهش مي‌يابد. مقدار جديد نرخ يادگيري با فرمول زير بدست مي‌آيد



مقادير پارامترهاي x وy بايد توسط کاربر تعيين شود.

توابع Activation جايگزين :

توابع سيگموئيد تغيير يافته براي داده‌هاي training :

براي مسائل خاص، محدوده تابع Activation بايد با محدوده مقادير هدف مطابق باشد. تابع سيگموئيد باينري به گونه‌اي تغيير مي‌يابد که هر محدوده دلخواه را تحت پوشش قرار دهد و در هر مقدار دلخواه x متمرکز شده و هر شيب دلخواهي را در مرکزش داشته باشد. تابع سيگموئيد باينري مي‌تواند محدوده‌اش گسترش يافته و تغيير کند تا اين که اعداد حقيقي را در بازه پارامترهاي زير تعريف مي‌شود :





و سپس تابع سيگموئيد :



محدوده‌اي در بازه را دارد و همچنين تابع مشتق آن نيز مي‌تواند به راحتي توسط تابع بالا بدست آيد.

تابع logistic (و يا هر تابع ديگر) مي‌تواند با استفاده از يک ثابت اضافي روي متغيرهاي مستقل به چپ يا راست منتقل شود. به هر حال چنين کاري لزومي ندارد، زيرا باياس‌هاي train شده نقشي مشابه بالا را ايفا مي‌کنند. شيب تابع logistic مي‌تواند توسط پارامتر شيب δ تغيير کند.

Adaptive Slope براي تابع سيگموئيد :

الگوريتم‌هاي قبلي در کل شبکه، تنها بر حسب يک تابع Activation بيان مي‌شوند (غير از واحدهاي ورودي که از تابع يکه (هماني) به عنوان تابع Activation استفاده مي‌کنند). در اين جا نشان خواهيم داد در حين training شيب نيز مي‌تواند در حالتي مشابه تنظيم وزن ها، تنظيم شود. اين عمليات با تابع (x)f نشان داده شده است که net ورودي x به صورت زير است :



و براي هر واحد خروجي :



و براي واحد پنهاني :



تابع Activation براي يک واحد خروجي، هم به وزن هاي روي يال‌هايي که به شبکه وارد مي‌شوند و هم به شيب براي آن واحد بستگي دارد. عبارتي مشابه نيز براي واحدهاي پنهاني به کار مي‌رود. اگر شبکه شيب‌ها را تنظيم کند مقادير متفاوتي از δ براي هر يک از واحدهاي پنهاني و واحدهاي خروجي تنظيم مي‌شود، که اين باعث افزايش کارايي شبکه خواهد شد. در حقيقت، مقدار بهينه شيب دار هر واحد ممکن است در حين عمليات training تغيير کند، که با اختصار به صورت زير است :





براي ساده کردن علائم تابع مشتق لزوماً مشابه Back Propagation استاندارد مي‌باشد.

توابع Activation غير اشباع شونده :

Hecht-Nielsen در سال ۱۹۹۹ از تابع هماني به عنوان تابع Activation واحدهاي خروجي استفاده کردند، مخصوصاً اگر مقادير هدف پيوسته بوده و باينري نباشند. براي بعضي از کاربردها در جايي که اشباع سودمند نباشد، يک تابع Activation غير اشباع شونده مي‌تواند استفاده شود. يک مثال مناسب:



قابل توجه است که مشتق در ۰=x پيوسته مي‌باشد :



اين تابع مي‌تواند با تابع هماني در واحدهاي خروجي در بعضي از کاربردها ترکيب شود.

توابع Activation غير سيگموئيد :

توابع Radial Basis و توابعي با محدوده جواب محلي، نيز در شبکه‌هاي عصبي Back Propagation مورد استفاده قرار مي‌گيرند. جواب چنين تابعي براي کليه مقادير x غير منفي است. همان طور که ميل مي‌کند، جواب نيز براي رسيدن به صفر کاهش مي‌يابد. يک نمونه معمول تابع گوسين است که در شکل زير نشان داده شده است.

اين تابع به صورت :



تعريف مي‌شود و مشتق آن به صورت :



شبکه‌هاي توابع (RBFN) Radial Basis مي‌توانند براي تقريب توابع و تشخيص الگوها به کار بروند. توابع پتانسيل گوسين نيز در شبکه‌هايي تحت عنوان شبکه‌هاي منظم سازي به کار مي‌روند. نظريه مذکور پيرامون تکنيک‌هاي تغيير شکل مسائل ill-posed (که در آنها اطلاعات کافي در داده‌ها وجود ندارد)، به مسائل well-posed توسط معرفي شرايط و محدوديت‌ها مي‌باشد. شبکه‌هاي عصبي احتمالي نيز از تابع پتانسيل گوسين براي تابع Activation خود استفاده مي‌کنند.

شبکه Back Propagation کاملاً محلي :

به علت داشتن ويژگيهاي نامتناسب با شبيه سازي عصب شناسي و عدم داشتن ظاهر خوب بيولوژيکي مورد انتقاد واقع شده است. يکي از اين آرگومانها اين است که الگوريتمBack Propagation اطلاعات را در بين پردازنده‌ها به اشتراک مي‌گذارد که اين مسأله مورد هجوم بسياري از تئوري‌هاي پذيرفته شده در مورد کاربرد نورون هاي بيولوژيکي قرار گرفته است که نسخه تغيير يافته آن در اين جا ناکارايي را برطرف مي‌کند. در اين نوع Back Propagation شبکه شامل ۳ نوع واحد است :

* واحدهاي Cortical
* واحدهاي Synaptic
* واحدهاي Thalamic

در هر واحد محاسباتي خاص با اطلاعاتي که دقيقاً محلي و مربوط به آن است اجرا مي‌شود که کار و نقش هر يک از اين واحدها در فازfeed forward الگوريتم training، Back Propagation کاملاً محلي بعداً توضيح داده خواهد شد.

يک واحد Cortical، مجموع ورودي‌هايش را محاسبه کرده سپس مقدار نتيجه را به صورت يک سيگنال به واحد بعدي در بالا مي‌فرستد. برخلاف آن، واحدهاي Cortical ورودي، تنها يک سيگنال ورودي را دريافت مي‌کند. بنابراين عمليات جمع کردن نياز نمي‌باشد. واحدهاي Cortical مياني مجموع سيگنال‌هاي ورودي را محاسبه کرده سپس سيگنال نتيجه را به هر واحد synaptic متصل به آنها در بالا پخش مي‌کند. واحدهاي Cortical خروجي، نيز سيگنالهاي ورودي را جمع کرده اما هر واحد خروجي تنها به يک واحد synaptic در بالاي آن متصل مي‌باشد.

کار واحدهاي synaptic دريافت يک سيگنال ورودي تکي (از يک واحد Cortical)، اعمال يک تابع Activation بر آن ورودي، ضرب نتيجه در وزن و ارسال نتيجه به يک واحد تکي در بالا مي‌باشد. واحدهاي synaptic ورودي در بين واحدهاي Cortical ورودي و مياني از تابع هماني به عنوان تابع Activation استفاده مي‌کند. وزن هر واحد synaptic خروجي ۱ مي‌باشد و هر يک سيگنال خود را به يک واحد thalamic ارسال مي‌کند. هدف يک واحد thalamicمقايسه خروجي محاسبه شده با مقدار هدف مي‌باشد. اگر با هم مساوي و هماهنگ نباشند واحد thalamic يک سيگنال خطا را به واحد synaptic خروجي در پايين آن ارسال مي‌کند.

در طي فاز Back Propagation در الگوريتم اوليه، اطلاعات بايد بين واحدها به اشتراک گذاشته شود. اما در محاسبه عبارت‌هاي update وزن ها :



مشکل رخ مي‌دهد. عبارت update وزن اطلاعاتي را هم از واحد خروجي k و واحد مياني j نياز دارد و اين خلاف محاسبات محلي مي‌باشد. اين توضيحات نيز براي که اطلاعاتي را هم از واحد مياني j و واحد ورودي I نياز دارد صادق مي‌باشد.

کار و نقش واحدهاي thalamic و synaptic و Cortical در Back Propagation کاملاً محلي از اين ايراد الگوريتم اوليه اجتناب مي‌کند :

هر واحد synaptic خروجي سيگنال خطا را از واحد thalamic بالا مي‌گيرد، سيگنال را با وزن‌اش که۱ مي‌باشد ضرب مي‌کند و مجدداً نيز در هر مشتق تابع Activation اش ضرب مي‌کند. در نهايت، نتيجه واحد Cortical خروجي پايين ارسال مي‌شود. هر واحد Cortical خروجي تنها سيگنال ورودي خود را که به صورت مجموع  تعبير شده است به واحدهاي synaptic مياني در پايين ارسال مي‌کند. هر واحد synaptic مياني عبارت update وزن خود را که بعداً استفاده مي‌شود محاسبه مي‌کند (ضرب سيگنال ورودي  تابع Activation و نرخ يادگيري). پس سيگنال ورودي را با وزن و با مشتق تابع Activation ضرب کرده و نتيجه را به واحد Cortical خروجي در پايين ارسال مي‌کند.

در مرحله بعد هر واحد Cortical مياني سيگنال‌هاي ورودي را جمع مي‌کند و مقدار نتيجه را به واحد synaptic ورودي در پايين ارسال مي‌کند. سپس واحد synaptic ورودي، عبارت update وزن را که بعداً مورد استفاده قرار مي‌گيرد، محاسبه کند (ضرب سيگنال ورودي، مقدار Activation و نرخ يادگيري).

علاوه بر نشان دادن بعضي ايرادات الگوريتم اوليه Back Propagation پيرامون عدم وجود ظاهر بيولوژيکي مناسب، الگوريتم Back Propagation محلي قدرت محاسباتي شبکه را با استفاده از تابع Activation متنوع، گسترش مي‌دهد. از آنجايي که هم اکنون تابع Activation روي يک واحد synaptic وجود دارد، ممکن است به تعداد متنوع، وزن هاي متفاوت در شبکه وجود داشته باشد. در چنين حالتي که توابع Activation تنها در پارامتر شيب با هم متفاوت هستند، اين پارامترها مي‌توانند توسط عملياتي مشابه آنچه براي وزن ها بکار برده شد تنظيم و train شوند. مشتق لزوماً با آنچه که براي تنظيم پارامترهاي شيب، وقتي که هر واحد خروجي و مياني فرم متفاوتي از تابع Activation را داشتند، يکسان مي‌باشد. در الگوريتم Back Propagation معمولي انديس هر پارامتر شيب دوبرابر شده و بر واحد synaptic خاصي منطبق مي‌گردد[115, 116].

3.5.5. شبکه‌هاي Hopfield

در سال۱۹۸۴-۱۹۸۲ John Hopfield روش جديدي در مدل سازي نورون هاي يک سيستم ابداع کرد که توانايي انجام کارهاي محاسباتي بسيار زيادي را داشت. شبکه‌هاي Hopfield در ابتدا به عنوان ابزاري براي نشان دادن «حافظه آدرس پذير مبتني بر محتوي» بوجود آمد. اين حافظه CAM که نمونه مشتق شده‌اي از «حافظه انجمني دوطرفه» مي‌باشد، مي‌تواند آيتم‌هايي را از حافظه سيستم بازيابي نمايد. اين نوع حافظه‌ها بر اساس گسسته و يا پيوسته بودن خروجي هر نورون، به دو دسته حافظه Hopfield گسسته و حافظه Hopfield پيوسته تقسيم مي‌شوند. Hopfield نشان داد که مدل او نه تنها يک حافظه کامل مي‌باشد بلکه ظرفيت انجام شناخت موارد مشابه، طبقه‌بندي، تصحيح خطا و نگهداري سري‌هاي زماني را نيز دارد.

در سال ۱۹۸۵ John Hopfield به همراه David Tank تيمي را تشکيل داد تا مدل Hopfield اوليه خود را براي حل مسائل بهينه سازي گسترش دهد. Hopfield-Tank فهميدند که شبکه‌اي از نورون ها، با اين ساختار مي‌تواند براي محاسبه راه حل‌هاي مسائل بهينه سازي محدوديت دار، همانند مسأله فروشنده دوره‌گرد، به کار رود تا با انتخاب وزن ها و ورودي‌هاي خارجي، تابعي که بايد مينيمم شود و همچنين حالت‌هاي مطلوب مسأله مشخص شود. اين نوع شبکه‌ها داراي وزن هاي ثابتي بوده و با اطلاعات پيرامون محدوديت‌ها و مقاديري که بايد بهينه شوند، مرتبط هستند.

مفاهيم اوليه :

معماري :

شبکه‌هاي Hopfield از سيستمي با n عنصر پردازشي و يا نورون که کاملاً با يکديگر متصل هستند، تشکيل شده‌اند. وزن اتصال بين نورون i و نورون j به صورت نشان داده مي‌شود و وزن ها بر حسب اين که نورون در حالت excitatory و يا inhibitory باشند، مثبت و يا منفي مي‌شوند. اتصالات بين نودها دوطرفه بوده، بنابراين ماتريس وزن ها متقارن مي‌باشد، يعني ارتباط از واحد به با وزن کاملاً با ارتباط از به با وزن يکسان است.

هر واحد شبکه Hopfield ، net ورودي را از ساير نورون هاي ديگر دريافت مي‌کند و داراي باياسمي‌باشد و سيگنال خروجي  را که تابعي از ورودي مي‌باشد، توليد مي‌کند.

حالت شبکه در هر لحظه از طريق بردار خروجي  بدست مي‌آيد. هر واحد، ورودي را از همه واحدهاي ديگر مي‌گيرد و خروجي‌اش را به همه نورون هاي ديگر ارسال مي‌کند. به طور کلي خروجي تابعي از net ورودي مي‌باشد و قانون شبکه Mcculloch-Pitts که يکي از شبکه‌هاي عصبي ابتدايي مي‌باشد، در Hopfield نيز استفاده مي‌شود.



تابع Activation :

انواع مختلف اين تابع مي‌تواند در شبکه‌هاي Hopfield مورد استفاده قرار بگيرد، که برحسب استفاده از هر يک از آنها شبکه‌هاي Hopfield خاصي توليد مي‌شوند. به عنوان مثال در صورت استفاده از تابع پله، شبکه Hopfield گسسته در بازه (۰،۱)، تابع علامت شبکه Hopfield گسسته در (-۱،۱)، و در صورت استفاده از تابع سيگموئيد و يا tanh شبکه Hopfield پيوسته (آنالوگ) در بازه (۰،۱) ايجاد مي‌شود، که همه موارد ذکر شده‌ قابليت تبديل شدن به يکديگر را دارند.

اما نکته قابل توجه آن است که کليه شبکه‌هاي بالا قطعي بوده به نحوي که حالت بعدي، تابع صريحي از حالت قبلي و ويژگي‌هاي شبکه است. اما در شبکه‌هاي Hopfield تصادفي، احتمال اين که نورون در يک حالت خاص قرار بگيرد، از توزيع‌هاي احتمالي از جمله ماشين Boltzmann و يا ماشين Cauchy بدست مي‌آيد و متناوباً شبکه‌هاي اتفاقي به صورت قطعي تلقي مي‌شوند، زيرا باياس هر نورون متغير بوده و از توزيع احتمال بدست مي‌آيد.

روش update کردن :

تفاوت و تمايز ديگر شبکه‌هاي Hopfield با يکديگر، ناشي از روش update شدن مي‌باشد. update وزن هاي مي‌تواند به صورت همزمان بوده، يعني همه نورون ها به طور همزمان در هر مرحله update مي‌شوند و يا مي‌تواند به صورت ناهمزمان باشد که هر يک از واحدها به ترتيب (هر واحد در هر مرحله) و يا به صورت تصادفي يکي در هر مرحله انتخاب شود.

تابع انرژي :

تابع انرژي در شبکه‌هاي Hopfield که تابع Lyapunov نيز ناميده مي‌شود، در صورت بهره‌گيري از شبکه Hopfield به عنوان بهينه کننده، در سراسر فضاي حالت تعيين شده به صورت زير مي‌باشد :



و مادامي که  است، شبکه به مينيمم تابع انرژي همگرا مي‌شود و در اين نوع تابع انرژي شبکه در صورتي همگرا مي‌شود که خروجي هر نورون با زمان براساس معادله زير، تغيير کند :



خاصيت اصلي تابع انرژي اين است، که تابع در ضمن تکامل شبکه، کاهش مي‌‌يابد ولي نه لزوماً يکنواخت. در نتيجه شبکه به عنوان مينيمم کننده تابع انرژي‌اش عمل مي‌کند و خيلي زود در حين تکامل، در نقاط مينيمم محلي و يا مطلق‌گير مي‌افتد. اين خاصيت براي اهداف بهينه سازي عاملي بسيار تعيين کننده مي‌باشد. هنگامي که يک نورون تغيير حالت بدهد اختلاف انرژياز فرمول زير بدست مي‌آيد:



اگر net ورودي مثبت باشد، سپس هر خواهد شد و يا و به طور مشابه اگر net ورودي منفي باشد سپس وو آرگومانها براي ساير مدل ها مشابه است. خاصيت اصلي تابع انرژي تنها در صورتي وجود دارد که اتصال وزن ها متقارن بوده و حلقه‌هاي روي نورون ها داراي وزن صفر و يا مثبت باشند که شبکه‌هاي Hopfield کليه اين نيازها را تأمين مي‌کند.

حافظه Hopfield :

حافظه انجمني دوطرفه :

BAM از دولايه عنصر پردازشي تشکيل شده است که به طور کامل به هم مرتبط مي‌باشند. واحدها ممکن است داراي حلقه‌هايي روي خود باشند که در شکل زير آمده است :

در اين شکل BAM داراي n واحد روي لايه x و m واحد روي لايه y مي‌باشد. براي سهولت، بردار x را بردار ورودي و بردار y را بردار خروجي مي‌ناميم. کليه ارتباطات بين وزن ها دوطرفه و با وزن هايي در انتهاي هر کدام مي‌باشد. اطلاعات از طريق اين ارتباطات از يک لايه به لايه ديگر ارسال و يا دريافت مي‌شود. حلقه‌هاي روي هر واحد ممکن است در بعضي معماري‌هاي BAM وجود نداشته باشد.

مشابه ساير شبکه‌هاي عصبي، در ساختار BAM نيز وزن هايي مرتبط با اتصالات بين عناصر پردازشي وجود دارد. برخلاف بسياري از معماري‌ها، اگر همه بردارهاي training مشخص و تعيين شوند، مي‌توان وزن ها را به صورتي پيشرفته‌تر تعيين نمود. مي‌توان براي ساخت ماتريس وزن ها از الگوريتم مدل linear-associator استفاده نمود.

L تعداد بردارهايي است که مجموعه‌اي از نمونه‌هاي ذخيره شده را در خود دارد، مي‌توانيم ماتريس وزن ها را به صورت زير بسازيم :



از طرق اين معادله، وزن هاي روي اتصالات لايه x به لايه y مشخص مي‌شود.

روابط رياضي :

پردازش‌هايي که در هر واحد BAM صورت مي‌گيرد، مشابه پردازش‌هاي اوليه واحدها در شبکه عصبي مي‌باشد. هر واحد مجموع ضرب ورودي‌ها در وزن ها را، براي تعيين net ورودي محاسبه مي‌کند :



که برحسب هر يک از واحدها به صورت زير تبديل مي‌شود :



مقدار خروجي هر واحد پردازشي به net ورودي واحد و مقدار خروجي فعلي آن روي لايه بستگي دارد. مقدار جديد y در لحظه ۱+t به مقدار y در لحظه t بستگي دارد.



که اين موارد به طور مشابه براي x نيز صادق مي‌باشد.

عمليات پردازش :

بعد از اين که ماتريس وزن ها ساخته شد، BAM مي‌تواند اطلاعات (مثلاً يک شماره تلفن) را در صورتي که يک کليد داده، (نام شخص مرتبط با شماره تلفن) ارائه شود، به ياد بياورد. اگر اطلاعات خواسته شده به صورت ناقص و يا نويزدار باشد (همانند غلط املايي) BAM ممکن است بتواند اطلاعات را تکميل کند.

براي يادآوري اطلاعات با استفاده BAM مراحل زير انجام مي‌شود :

* کليه عناصر پردازشي BAM با بردار  مقداردهي مي‌شود.
* اطلاعات از لايه x به لايه y پخش و منتشر مي‌شود و واحدهاي روي لايه y، update مي‌شوند.
* اطلاعات update شده لايه y به لايه x برمي‌گردد و واحدهاي آنجا update مي‌شوند.
* مراحل ۳-۲ تا زماني که تغييري در واحدهاي هر لايه اتفاق نيافتد تکرار مي‌شوند.

اين الگوريتم خاصيت دوطرفه بودن BAM را توضيح مي‌دهد و عبارت‌هاي input و output به جهت فعلي انتشار بستگي دارد. مثلاً اگر جهت از x به y باشد بردار x ورودي و بردار y خروجي مي‌باشد و يا بالعکس. اگر همه مراحل فوق به خوبي طي شوند، حالت نهايي يکي از نمونه‌هايي را که براي ساخت ماتريس وزن ها به کار رفته بود را به ياد مي‌آورد. اگر سعي کنيم اطلاعات خيلي زيادي را در BAM قرار دهيم، پديده‌اي تحت عنوان «cross talk» بين الگوهاي نمونه رخ مي‌دهد. اين پديده زماني رخ مي‌دهد که نمونه‌ الگوها خيلي به هم نزديک و شبيه باشند. روابط متقابل بين اين الگوها باعث ايجاد يک جدول حالت‌هاي پايدار جعلي مي‌شود و BAM روي بردارهاي بي معني و نادرست تثبيت و استوار مي‌شود.

تابع انرژي :

در نظريه سيستم‌هاي ديناميکي، يک تئوري مي‌تواند پيرامون وجود حالت‌هاي پايدار، با استفاده از تابع انرژي اثبات شود. اگر يک تابع محدود از متغيرهاي حالت، در سيستم ديناميکي پيدا شود، آنگاه تغيير حالت‌ها باعث کاهش مقدار تابع مي‌گردد و سيستم به يک راه حل پايدار خواهد رسيد. اين تابع، تابع انرژي ناميده مي‌شود که در BAM چنين تابعي به صورت زير مي‌باشد :



و يا:



اين تئوري شامل ۳ بخش مي‌باشد :

1. هر تغييري در x يا y در حين پردازش‌هاي BAM باعث کاهش تابع انرژي E مي‌شود.
2. تابع انرژي E داراي حد پايين مي‌باشد.
3. وقتي که تابع E تغيير مي‌کند، اين تابع بايد به اندازه‌اي معين باشد.

موارد ۱ و ۲ نشان مي‌دهند که اين تابع Lyapunov بوده و به يک حالت پايدار خواهد رسيد و در نهايت، تغيير بردارهاي x وy متوقف خواهند شد، و مورد ۳ نشان مي‌دهد که از تغييراتي که به صورت نامعين و نامعلوم باشند و منجر به صرف زماني نامعين شود، جلوگيري به عمل مي‌آيد.

در اين بخش دو نمونه از شبکه‌هاي عصبي را توضيح مي‌دهيم که به آنها «حافظه Hopfield» مي‌گوييم و اثبات مي‌شود که حافظه Hopfield نمونه مشتق شده‌اي از BAM است. اين دو نمونه حافظه، به ترتيب بر اساس اين که خروجي هر واحد تابعي گسسته و يا پيوسته از ورودي‌ها باشد نامگذاري شده‌اند :

حافظه Hopfield گسسته :

در شکل زير يک حافظه خود انجمني BAM نشان داده شده است که مجموعه‌اي از بردارهاي را ذخيره کرده و سپس به ياد مي‌آورد، بنابراين براي تعيين وزن ها بايد ماتريس ارتباطي زير محاسبه شود :



ماتريس وزن ها براي حافظه خود انجمني بايد مربعي و متقارن باشد و از آنجايي که هر يک از دو لايه تعداد مساوي از واحدها دارند و وزن ارتباطي از n امين واحد لايه ۱ به n امين واحد لايه ۲، با وزن ارتباطي از n امين واحد لايه ۲ به n امين واحد لايه ۱ يکسان است. ممکن است تعداد لايه‌ها و ساختار BAMخود انجمني به يک لايه کاهش يابد که در شکل زير اين ساختار نشان داده شده است :

که در اين شکل يک شبکه کاملاً متصل بدون هيچ گونه حلقه روي واحدها نشان داده شده است. حذف اين حلقه‌ها به طور واضح باعث شده است که ماتريس وزن ها روي قطر داراي صفر باشد و همچنين سيگنالهاي ورودي و خروجي نيز به هر يک از نورون ها اضافه شده است.

تفاوت اصلي بين ساختار شکل 11 و شکل 12 وجود سيگنال ورودي خارجي مي‌باشد. اين عبارت مجموع مقدار net ورودي يک واحد را به اندازه  تغيير داده است:



به هر حال مي‌توان شرايط حد آستانه را به مقدار خروجي اعمال نموده تا مقاديري غير از صفر بدست آيد. بنابراين از معادله زير استفاده خواهيم کرد :



که شرط حد آستانه براي واحد i ام مي‌باشد.

معادله انرژي در شبکه به صورت زير است :



فاکتور ۱/۲ در BAM وجود ندارد، زيرا در BAM کليه مسيرهاي رو به جلو و رو به عقب به طور مساوي در ميزان انرژي سيستم، سهيم هستند. اما در حافظه Hopfield چون تنها يک لايه وجود دارد ميزان انرژي آن ۱/۲ ميزان انرژي موجود در BAM خواهد بود.

حافظه Hopfield پيوسته :

هدف Hopfield توسعه مدل حافظه گسسته، با ترکيب کردن نتايج بدست آمده از نروبيولوژي که باعث مي‌شود هر يک از عناصر پردازشي به نورون هاي واقعي شبيه‌تر شوند مي‌باشد. براي مثال اين کاملاً مشخص است که خروجي نورون هاي واقعي تابعي پيوسته و درجه‌بندي شده از ورودي‌هايشان بوده و داراي خروجي‌هاي باينري ۲- حالته و يا on-off نمي‌باشند.

با استفاده از اين تغييرات، Hopfield مدل جديد و پيوسته‌اي ساخت که کليه ويژگيهاي مفيد و سودمند حافظه خود انجمني مدل گسسته را دارا بود. به علاوه يک مدار الکترونيکي مقايسه‌گر نيز که از مقاومت‌ها و آمپلي‌فايرهاي غير خطي تشکيل شده بود، امکان ساخت مدار اين حافظه انجمني را با استفاده از تکنولوژي VLSI پيشنهاد کرد.

براي پيشرفت مدل پيوسته، را به عنوان net ورودي عنصر پردازشي i ام در نظر مي‌گيريم. يک شباهت بيولوژيکي ممکن داشتن پتانسيل جمع کردن در بخش آکسون نورون مي‌باشد. در يک نورون واقعي، خروجي هر نورون، سري‌اي از سيگنالها و پالس‌ها مي‌باشد که ميانگين فرکانس آنها برخلاف پتانسيل کل، به منحني سيگموئيد نشان داده شده در شکل شباهت دارد.

تابع خروجي هر عنصر پردازشي براي استفاده در مدل Hopfield به صورت زير مي‌باشد :



که پارامتر «بهره» ناميده مي‌شود که اين ارتباط در شکل 14 براي چندين مقدار نشان داده شده است :

در نورون هاي واقعي، تأخير زماني، بين ايجاد خروجي‌هاي ساير نورون ها و توليد net ورودي به يک سلول وجود دارد. که اين تأخير بدليل وجود مقاومت و ظرفيت پوسته يا غشاء سلول و ميزان رسانايي معين سيناپس، بينI امين و j امين سلول می باشد.

هر تقويت کننده يک مقاومت داخلي p و يک ظرفيت داخلي c دارد. همچنين در يک مدار واقعي، سيگنال‌هاي خارجي مي‌توانند يک جريان ثابت را براي هر تقويت کننده ايجاد و تأمين کنند. لازم به ذکر است از آنجايي که مقادير همه مقاومت‌هاي واقعي مثبت مي‌باشد، از تقويت کننده‌هاي معکوس براي شبيه سازي سيگنالهاي منفي استفاده شده است. بنابراين يک عنصر پردازشي از دو تقويت کننده تشکيل شده است :

۱. اگر خروجي يک عنصر پردازشي ساير عناصر را تحريک کند، آنگاه اتصال بين آنها با سيگنالي از تقويت کننده غير معکوس ايجاد مي‌شود.

۲. اگر اتصال بين آنها منفي باشد از تقويت کننده‌هاي معکوس استفاده مي‌شود.

جريان net ورودي به هر تقويت کننده برابر است با مجموع بخشي از جريان‌هاي خاص هر واحد، به علاوه جريانهاي ورودي خارجي، منهاي مقاومت ورودي p. سهم و بخش هر واحد متصل، مقدار ولتاژي است که از مقاومت هر اتصال عبور کرده و بر آن مقاومت تقسيم مي‌گردد. مي‌توانيم از اين مدار به عنوان يک مدار ترانزيستور RC استفاده کنيم و در آن مقدار  را با استفاده از معادله‌اي که در نتيجه جريان net ورودي، خازن شارژ مي‌شود، بدست آوريم. اين معادله به صورت زير است :



اين معادلات که براي هر واحد مدار حافظه وجود دارند، بطور کامل تکامل زماني سيستم را توصيف مي‌کنند.

تابع انرژي مدل پيوسته :

مشابه BAM حافظه Hopfield گسسته، هميشه به نقطه‌اي پايدار در فضاي Hamming همگراه مي‌شود. تابع انرژي که به آناليز مدل پيوسته کمک مي‌کند به صورت زير است :



براي اين که نشان دهيم معادله فوق يک تابع lyapunov مناسب براي سيستم مي‌باشد از آن نسبت به زمان t با فرض متقارن بودن مشتق مي‌گيريم :



اگر فرض کنيم کليه ورودي‌هاي خارجي مساوي با صفر هستند، آنگاه معادله انرژي در مدل پيوسته با آنچه که در مدل گسسته وجود داشت يکسان خواهد بود به جزء :



اين عبارت سطح انرژي را به گونه‌اي تغيير مي‌دهد که نقاط پايدار سيستم دقيقاً در زواياي فضاي Hamming به مدت طولاني قرار نمي‌گيرند. مقدار پارامتر بهره، ميزان نزديکي نقاط پايدار را به زواياي مکعب Hammingتعيين مي‌کند. هنگامي که  ميل مي‌کند معادله فوق به سمت صفر مي‌رود و مدل پيوسته با مدل گسسته يکسان مي‌شود. براي يک بهره معين نقاط پايدار به سمت داخل مکعب دور از کرانه‌ها حرکت مي‌کند. هرچه که بهره کوچکتر مي‌شود اين نقاط پايدار با هم ادغام مي‌شوند. سرانجام وقتي که  ميل مي‌کند، تنها يک نقطه پايدار براي سيستم باقي مي‌ماند. بنابراين انتخاب محتاطانه پارامتر بهره براي انجام عمليات موفقيت آميز لازم مي‌باشد[117-121].

4.5.5. ماشين BOLTZMAN

شبکه‌هاي عصبي مدل های محاسباتي فوق‌العاده موازي هستند که از تعداد زيادي عناصر پردازشي ساده تشکيل شده‌اند. اين مدلها مي‌توانند کارهاي محاسباتي خاص را با سرعتي بسيار زياد، زماني که روي قطعات سخت افزاري موازي اجرا مي‌شوند، انجام دهند. از اين رو به عنوان ابزاري بسيار مؤثر در حل مسائل بهينه سازي NP-Hard و NP-Complete پيشنهاد مي‌شوند. مخصوصاً يکي از انواع سودمند اين شبکه‌ها براي اين کار، شبکه‌هاي عصبي احتمالي مي‌باشد، که در اين نوع شبکه‌ها فرايند update که به يک حالت مينيمم و يا ماکزيمم کننده همگرا مي‌باشد، توسط حالت‌هاي متغير نودهاي باينري شبکه، و همچنين توسط پارامتر ثابت وزن هاي مربوط، تعيين مي‌شود. نمونه‌اي معروف از اين شبکه‌هاي عصبي احتمالي، مدل «Boltzmann» مي‌باشد که در سال۱۹۸۳ توسط Hinton و Sejnowski معرفي شد. از اين شبکه براي حل مسائل بهينه سازي ترکيبي استفاده مي‌شود و مي‌توان آن را، پياده سازي روش Simulated Annealing با استفاده از يک شبکه عصبي دانست، که به طور موفقيت‌آميزي براي تعيين راه حلهاي تقريباً بهينه در مسائل NP-Complete به کار مي‌رود.

ماشين Boltzmann مي‌تواند به عنوان يک ابزار محاسباتي مؤثر براي پيداکردن نقاط ماکزيمم و يا مينيمم تابع هدف، که منطبق بر ساختار شبکه مورد نظر است استفاده شود. به شرط آنکه سخت افزار موازي مناسبي نيز براي آن وجود داشته باشد.

شباهت‌هاي بسياري بين معماري عناصر پردازشي ماشين Boltzmann با ساير شبکه‌هاي توصيف شده در گذشته وجود دارد. به هر حال تفاوت اساسي اين است که خروجي هر عنصر پردازشي در ماشين Boltzmann، تابعي احتمالي از ورودي‌ها بوده و به هيچ عنوان قطعي نمي‌باشد. خروجي نودها با استفاده از احتمالات نه با استفاده از حد آستانه و يا تابع سيگموئيد محاسبه مي‌شود. همچنين در ماشين Boltzmann الگوريتم Training تنها بر پيداکردن مينيمم انرژي در يک سطح انرژي استوار نيست، بلکه الگوريتم يادگيري يک مينيمم سازي انرژي را با يک ماکزيمم سازي انتروپي سازگار با توزيع Boltzmann، به گونه‌اي ترکيب مي‌کند که احتمالات انرژي حالت‌ها را توصيف نمايد. اين تفاوت‌ها نتيجه مستقيم شباهت‌هاي بين مکانيک آماري و شبکه عصبي مي‌باشد.

به هر حال در اين روش نقاط تله بسيار جدي وجود دارد که به «جعبه سياه» تعبير مي‌شود، علاوه بر اين دو مشکل نيز وجود دارد :

* بعد از يادگيري نمي‌توان فهميد چه نوع اطلاعات و دانشي در شبکه وجود دارد.
* رفتار مدل غير قابل توصيف مي‌باشد.

به طور خاص به محض شروع الگوريتم با حالت‌هاي اوليه تصادفي «بدون تصورات قبلي» شبکه قادر به استفاده از اطلاعات قبلي پيرامون محيط مسأله نخواهد بود. با اين که در بسياري از حالات اين اطلاعات به آساني در دسترس مي‌باشند. اين مشکلات در فرايند يادگيري بسيار آهسته و غير قابل اطمينان رخ مي‌دهد. با اين که ماشين Boltzmann باعث مي‌شود يک مکانيزم محاسباتي کارآمد براي پيداکردن نقاط ماکزيمم تابع هدف بوجود آيد، اما پيداکردن چنين ساختار ماشين Boltzmann اي با تابع هدف مناسب، در عمل بسيار دشوار است. در اين فصل، درباره معماري، الگوريتم Training و روش‌هاي update ماشين Boltzmann توضيحاتي ارائه مي‌شود و به عنوان نمونه مسأله فروشنده دوره گرد توسط اين روش حل خواهد شد.

معماري :

ماشين Boltzmann يک شبکه عصبي است که از مجموعه‌اي از نودهاي باينري تشکيل شده است که حالت هر يک از نودها اگر يک باشد on و اگر صفر باشد off خواهد بود. هر يال از واحد به واحد با پارامترنشان داده مي‌شود. يالها متقارن بوده يا بعبارتيو هر واحد داراي پارامتر بوده که باياس واحد مي‌باشد.

ماشين Boltzmann خروجي هر عنصر پردازشي تابعي احتمالي از ورودي‌ها بوده و به هيچ عنوان قطعي نمي‌باشد، در نتيجه خروجي‌ نودها با استفاده از احتمالات، نه با استفاده از حد آستانه و يا تابع سيگموئيد محاسبه مي‌شود.

دو نوع معماري متفاوت ماشين Boltzmann در اينجا مورد بحث قرار مي‌گيرد :

* شبکه تکميلي Boltzmann
* شبکه ورودي- خروجي Boltzmann

که درباره هر کدام توضيحاتي ارائه مي‌شود.

شبکه تکميلي Boltzmann :

عملکرد شبکه تکميلي Boltzmann، يادگيري مجموعه‌اي از الگوهاي ورودي و سپس بدست آوردن توانايي توليد اجزاي گمشده و مفقود الگوها هنگامي که به صورت جزئي ناقص بوده و يا نويزدار هستند، مي‌باشد.

در اين شبکه بردار ورودي باينري مي‌باشد و انرژي سيستم مشابه حافظه Hopfield گسسته از طريق فرمول زير بدست مي‌آيد :



اين نوع معماري داراي۲ لايه مي‌باشد، بين لايه‌ها و واحدهاي هر لايه اتصال کامل وجود دارد. اتصالات دو جهته بوده و وزن ها متقارن مي‌باشند، n تعداد واحدها در شبکه و  خروجي k امين واحد مي‌باشد. اختلاف انرژي بين يک سيستم با و سيستمي با صورت زير است :



قابل توجه است که مجموع بدست آمده در معادله۶، ۲ با مقدار net ورودي واحدk مساوي و يکسان است بنابراين :



در اين لحظه اين گونه فرض مي‌کنيم که مجموعه‌اي مناسب از وزن ها موجود است که مجموعه‌اي از بردارهاي باينري را در شبکه تکميلي Boltzmann کد مي‌کند. فرض کنيد که بردار يکي از بردارهايي باشد که توسط شبکه ياد گرفته شده است. مي‌خواهيم توانايي يادآوري اين بردار را در صورتي که تنها بخشي از اطلاعات آن موجود است را بررسي کنيم. به عنوان مثال بردار  را در نظر بگيريد در حالي که u عنصر ناشناخته باشد. روال Training با استفاده از تکنيک‌هايSimulated Annealing بر رويبه عنوان بردار شروع کننده روي واحدهاي معلوم و مشخص آغاز مي‌شود :

* خروجي همه واحدهاي مشخص شناخته شده را به مقادير مشخص شده توسط بردار ورودي اعمال کنيد.
* به همه واحدهاي نامعلوم و همه واحدهاي مياني، مقادير خروجي۰ و۱ را به صورت تصادفي انتساب دهيد.
* به صورت تصادفي يک واحدرا انتخاب کرده و net ورودي آن را محاسبه کنيد
* بدون توجه به مقدار فعلي واحد، مقدار خروجي  را با احتمال :



انتساب بده. انتخاب تصادفي مي‌تواند توسط مقايسه مقداربا عددي مثل Z که به صورتي تصادفي از يک توزيع يکنواخت بين صفر و يک انتخاب شده است، پياده سازي شود. اگرباشد، آنگاه قرار دهيد. پارامتر T به عنوان دماي سيستم عمل مي‌کند.

۵. مراحل ۳و۴ را تا زماني تکرار کنيد که همه واحدها احتمال انتخاب شدن براي update را داشته باشند. اين تعداد update واحدها يک «سيکل پردازش» را تعريف مي‌کند. تکميل يک سيکل پردازش تضميني براي update شدن همه واحدها نمي‌باشد.

۶. مرحله۵ را براي چندين سيکل پردازش تکرار کن تا زماني که موازنه و تعادل گرمايي در دماي T بدست آيد. تعيين تعداد سيکل‌هاي پردازش مورد نياز براي رسيدن به تعادل گرمايي کار آساني نيست و معمولاً تعداد آنها را حدس مي‌زنيم.

۷. T را کم کن و مراحل۳ تا۷ را تکرار کن.

هنگامي که دماي T به يک مقدار کوچک برسد شبکه به ثبات و پايداري خواهد رسيد. نتيجه و جواب نهايي خروجي واحدهاي معلوم و مشخص خواهد بود. مجموعه دماها همراه با تعداد سيکل‌هاي پردازش هر دما «جدول Annealing» را تشکيل مي‌دهد. با اجراي Annealing در طي يادآوري الگو اميدواريم که در مينيمم‌هاي محلي کم عمق قرار نگيريم. نتيجه نهايي بايد يک مينيمم محلي عميق‌تر که شامل اجزاء مشخص بردار ورودي اوليه x است باشد. انتظار اين است که نتيجه نهايي بردار اصلي x باشد.

شبکه ورودي- خروجي Boltzmann :

فرمول جايگزين ديگر، شبکه ورودي- خروجي Boltzmann مي‌باشد که در شکل 16 نشان داده شده است. اين شبکه مشابه يک حافظه Hetero Associative عمل مي‌کند. در طي فرايند يادآوري، واحدهاي بردار ورودي بطور دائم، ثابت مي‌شوند و در طي فرايند Annealing پردازش نخواهند شد.

در اين معماري، واحدهاي آشکار به دو بخش واحدهاي ورودي و واحدهاي خروجي تقسيم شده‌اند. واحدهاي ورودي به هم ارتباط ندارند و ارتباط بين واحدهاي ورودي با ساير واحدها به صورت يک طرفه مي‌باشد اما کليه ارتباطات ديگر مشابه شبکه تکميلي Boltzmann دوطرفه مي‌باشد.

الگوريتم Training :

Training در ماشين Boltzmann، از طريق تکنيک‌هاي Simulated Annealing صورت مي‌گيرد. اين تکنيک بدليل طبيعت احتمالي و تصادفي‌اش با ساير روش‌هاي يادگيري مورد بحث در گذشته تفاوت اساسي دارد. الگوريتم يادگيري در ماشين Boltzmann، مشابه روش‌هاي يادگيري قبلي يک تکنيک Gradient descent را به کار مي‌برد.

در ماشين Boltzmann، مقادير خروجي هر عنصر پردازشي خاصيت احتمالي دارد، بنابراين خروجي کلي شبکه نيز اين خاصيت احتمالي را دارا مي‌باشد. هنگام يادگيري ماشين Boltzmann مثال‌هايي ارائه مي‌شود که نماينده کليه بردارهاي ورودي ممکن مي‌باشند.

الگوريتم يادگيري که به کار مي‌بريم بايد شبکه را وادار کند به مدلي از تجمع کلي الگوهاي ورودي که بر اساس مثال‌ها است تبديل شود. متأسفانه تعداد زيادي از مدل های مختلف که شامل اين مثال‌ها است وجود دارد، و سؤالي که پيش مي‌آيد اين است که چگونه مي‌توان از بين مدل های مختلف يکي را انتخاب کرد؟

يک روش انتخاب کردن از بين مدل های متفاوت اين است که مدل تجمعي توليد شده توسط شبکه، را به گونه‌اي وادار کرد که به مدل همگني از الگوهاي ورودي شامل مثال‌هاي توليد شده منجر شود.

روش‌هاي update کردن :

هدف اصلي در حل مسائل توسط ماشين Boltzmann، کد کردن تابع Consensus و يا تابع هدف، محدوديت‌ها و شرايط مسأله و به کاربردن يک جدول Annealing از دماي بالاي اوليه تا دماي نزديک صفر مي‌باشد.

اکنون  بردار کلي حالت‌هاي نودها در شبکه را در نظر مي‌گيريم. سپس تابع Consensus بردار S را به صورت زير در نظر مي‌گيريم :



وزن همان باياس واحد بوده ودر صورتي که واحدهاي به هم متصل نباشند، صفر خواهد بود.

لازم بذکر است که، بدون علامت معکوس تابع Consensus با تابع انرژي ماشين Boltzmann که در بسياري از تعاريف استفاده شده است، يکسان مي‌باشد.

نودهاي يک شبکه ماشين Boltzmann به صورت اتفاقي و تصادفي بر اساس قوانين احتمالي که در ادامه مي‌آيند، مي‌توانند حالت خود را تغيير دهند و يا بعبارتي update شوند :



که  ورودي واحد پارامتر حقيقي دما مي‌باشد که با افزايش دما، به سمت صفر کاهش مي‌يابد.

البته update مي‌تواند به صورت ترتيبي باشد (يک نورون در هر بار) و يا به صورت موازي باشد (چند نورون به طور همزمان). همچنين فرايند update مي‌تواند به صورت يک پردازش نمونه‌گيري Gibbs با احتمال پذيرش :



برحسب توزيع Gibbs در نظر گرفته شود.

از آنجايي که پارامتر کنترلي T در حين جستجوي شبکه براي Consensus ماکزيمم، به تدريج کاهش مي‌يابد، مقادير کوچکتر T، احتمال بيشتري را ايجاد مي‌کند که شبکه تغيير حالتي را بپذيرد که باعث افزايش Consensus شود و کمتر احتمال مي‌رود که تغييري را که باعث کاهش Consensus اش بشود را بپذيرد. استفاده از روال update احتمالي براي خروجي‌ها، موقعيت‌هايي که شبکه در ماکزيمم‌هاي محلي قرار مي‌گيرد، را کاهش مي‌دهد.

اين پردازش کاهش تدريجي دما، Simulated Annealing نام دارد، که با فرايند فيزيکي گرمايشي که براي توليد يک قطعه فلزي سخت و محکم استفاده مي‌شود (با ساختار بلوري منظم) قابل مقايسه مي‌باشد. در حين گرمايش، يک فلز ذوب شده بتدريج سرد مي‌شود تا از نقص‌ها و عيب‌ها در ساختار بلوري فلز که ناشي از freeze شدن مي‌باشد، اجتناب گردد و چون ماشين Boltzmann يک حالت خاص از روش Simulated Annealing مي‌باشد، نتايج يکساني پيرامون همگرايي جانبي به نقطه مينيمم و يا ماکزيمم سراسري تحت شرايط و فرضيات خاص که براي SA اثبات شده است، در مورد ماشين Boltzmann نيز بدست مي‌آيد. SA معمولاً به صورت توالي از morkov chain که هر يک يا يک دما مرتبط هستند توصيف مي‌شود و چون هر مرحله محاسباتي از chain فقط بعد از اتمام مرحله قبلي شروع مي‌شود، بنابراين عملکرد ماشين Boltzmann به شدت ترتيبي و سريال بوده و زمان محاسباتي بسيار زيادي با رشد سايز مسأله مورد نياز مي‌باشد. از اين رو سعي در موازي سازي SA شده است و بدنبال آن update گروهي مطرح خواهد شد.

که در ادامه پيرامون هر يک از روش‌هاي update توضيحاتي ارائه مي‌شود :

update ترتيبي :

در هر لحظه يک حالت جديد با انتخاب تصادفي واحد i ام، و تغيير حالت‌اش توليد مي‌گردد. سپس اختلاف انرژي بين حالت فعلي s و حالت جديد توليد شده از طريق معادله :



محاسبه مي‌شود. بر اساس اين اختلاف انرژي تصميمي مبني بر آن که حالت جديد پذيرفته شود يا نه، گرفته مي‌شود. دو نوع از معيارهاي پذيرش که معمولاً مورد استفاده قرار مي‌گيرند :

۱. معيار Logistic : در اين حالت تغيير در دماي T با احتمال :



پذيرفته مي‌شود.

۲. معيار Metropolis : در اين حالت تغيير تنها در صورتي که ميزان اختلاف انرژي  باشد، با احتمال معادله ۶، ۸ و در غير اين صورت با احتمال ۱ پذيرفته مي‌شود.

لازم بذکر است که عبارت «trial» براي توليد حالت‌هاي بعدي و محاسبه ، و عبارت «update» براي پذيرش يک انتقال پيشنهاد شده و يا به عبارتي تغيير حالت شبکه بکار مي‌رود. از اين رو بنا بر احتمال پذيرش يک trial مي‌تواند بالاخره به يک update ختم شود. همان گونه که دماي T به صفر ميل مي‌کند، احتمال انجام update اي که انرژي را افزايش دهد نيز به صفر ميل خواهد کرد و شبکه به يک حالت تعادل «تک- update» همگرا مي‌شود، که در اين صورت، تنها حالت يک واحد با بقيه متفاوت بوده و داراي سطح کمتر انرژي مي‌باشد.

موازي سازي Simulated Annealing :

از آنجايي که روش SA خاصيت ترتيبي دارد، تلاش‌هاي بسياري در جهت کاهش زمان محاسباتي مورد نياز، در حين استفاده از ماشین های موازي صورت گرفته است. پياده سازي موازي مي‌تواند از طريق ماشین های موازي همه منظوره (ماشین هایي براساس transpute) مدارات VLSI خاص و يا neuroprocessor هاي بصري صورت بگيرد.

۳ نوع موازي سازي مي‌تواند بر حسب نوع محاسبه انجام شده در نظر گرفته شود :

۱. Functional Decomposition : در اين نوع، موازي سازي در حين تکميل تابع هزينه در هر حرکت صورت مي‌گيرد.

۲. Spatial/Domain Decomposition : در اين نوع، متغيرهاي حالت بين پردازنده‌ها توزيع مي‌شوند و متغيرهاي update در بين پردازنده‌ها براي توليد حالت جديد منتقل مي‌شوند.

۳. تکنيک‌هاي state-space sharing : که در آن تعداد بسيار زيادي trial به صورت موازي انجام شده، سپس يک يا چندين تغيير حالت بطور همزمان انجام مي‌شود.

براساس اصول همزماني پذيرفته شده و ويژگي‌هاي همگرايي، تکنيک‌ها و روش‌هاي موازي SA به صورتي اساسي و جامع به چندين دسته زير طبقه‌بندي شده‌اند :

۱. الگوريتم‌هاي مشابه سريال : که دقيقاً خاصيت SA ترتيبي را دارند. اين نوع الگوريتم‌ها شامل موازي سازي Functional Decomposition و يا بهره گرفتن از مجموعه‌اي از انتقال‌هاي سريال مي‌باشند، که منظور از آنها انتقال‌هايي مي‌باشد که در هر حالتي نتيجه يکساني را ارائه مي‌کنند.

۲. الگوريتم‌هاي Altered-Generation : در اين نوع الگوريتم‌ها نحوه توليد حالت‌ها متفاوت بوده بنابراين طرز اکتشاف فضاي حالت تغيير کرده است. با اين حال اين الگوريتم‌ها، محاسبات بسيار دقيقي را براي تابع هزينه انجام مي‌دهند و بطور کلي بر روش Decomposition spatial و يا تکنيک‌هاي state-space sharing استوار مي‌باشند.

۳. الگوريتم‌هاي ناهمزمان : در اين الگوريتم‌ها همزماني دو دسته بالا وجود ندارد و معايبي در تحمل خطاي انتقال حالت محاسبه موجود است. اين الگوريتم بر اساس روش Decomposition spatial و يا state-space sharing بنا شده است.

هر دسته بر اساس کيفيت و سرعت بدست آوردن جواب، دسته‌بندي و مرتب شده‌اند و همان گونه که روش‌هاي متفاوتي ممکن است در دماهاي متفاوت مناسب باشند، بسياري از روش‌هاي ترکيبي مورد آزمايش و امتحان قرار گرفته‌اند.

روشي که در ادامه توضيح داده مي‌شود بر اساس update گروهي مي‌باشد و چندين ويژگي موازي سازي که در بالا توضيح داده شد را با هم ترکيب نموده است. به هر حال با اين که حالت تعدادي از واحدها ممکن است به صورت موازي update شود اما بر اساس «اختلاف انرژي صحيح» اجرا مي‌شوند که امکان انتقال حالتهاي اشتباه را از بين مي‌برد.

update گروهي :

تفکر update کردن گروهي، از تعميم روش update کردن واحد تشکيل شده است. تفاوت اين دو، در روش تست کردن حالت‌هاي جديد توليد شده مي‌باشد. به جاي انتخاب يک واحد و بررسي آن براي update شدن، مي‌توان گروهي از واحدها را بدين منظور انتخاب نمود. در حالتي مشابه روش update واحد، ابتدا يک Trial توسط محاسبه اختلاف انرژي که ممکن است در نتيجه تغيير حالت همه واحدها در گروه رخ دهد، صورت مي‌گيرد، سپس تصميمي مبتني بر اين که آيا update گروهي يعني تغيير حالت همه واحدهاي گروه بايد انجام شود يا خير، اتخاذ مي‌شود.

واضح است که عمليات گروهي با آن چه که تحت عنوان «عمليات همزمان» که از updateها وtrial هاي همزمان تشکيل شده‌اند (موازي سازي بي حد و مرز) متفاوت مي‌باشد. بلکه در اين نوع عمليات، تنها يک trial با استفاده از «ميزان اختلاف انرژي صحيح» انجام مي‌شود. ماشين Boltzmann را تصور کنيد که داراي n واحد باينري بوده و هر يک از واحدها در حالت  مي‌باشند. آنگاه گروهي از واحدها را تحت عنوان G در نظر گرفته و يک trial بر روي آن گروه انجام مي‌دهيم. اگر trial موفقيت‌آميز باشد، آنگاه update گروهي اتفاق مي‌افتد و حالت جديد  مي‌تواند به صورت زير انجام شود :



که  و از معادله بالا براحتي مي‌توان استنباط کرد که حالت کليه واحدها درG تغيير مي‌کند با استفاده از معادله بالا براساس تناسب و تقارن وزن ها پس از انجام عمليات جبري معادله :



بنابراين اختلاف انرژي  در شبکه که به واسطه update گروهي ايجاد شده است از طريق :



بدست مي‌آيد که براين اساس اختلاف انرژي شبکه در حالتي است که واحد i براي update واحد از حالت y انتخاب شده باشد. اگر يک مرتب سازي روي واحدهاي گروه انجام شود معادله زير ايجاد مي‌شود :



مي‌توان به سادگي اثبات نمود که ميزان اختلاف انرژي شبکه به واسطه Update گروهي از حالت y ايجاد شده است با مجموع تغييرات انرژي جداگانه‌اي که در صورت تغيير حالت ترتيبي واحدهاي گروه از حالت y به هر حالت دلخواه ديگر ايجاد مي‌شده است، مساوي مي‌باشد. واضح است که براي انجام عمليات update گروهي، بايد گروه مناسبي از واحدها انتخاب شود که اين کار بسيار به مسأله وابسته مي‌باشد. در روشي که در ادامه مي‌آيد سعي بر آن است که گروه‌هاي بسياري در هر مرحله آزمايش شده و در نهايت يک گروه با حداقل اختلاف انرژي انتخاب شود.Update گروهي از اين امکان را به ماشين Boltzmann مي‌دهد که اکتشاف وسيع و گسترده‌اي را در فضاي حالت انجام دهد، زيرا انتقال به حالت‌هايي که در همسايگي حالت فعلي نيستند، نيز صورت مي‌گيرد. مخصوصاً اين کار در ابتداي فرايند جستجو براي افزايش تحرک و پويايي بسيار مطلوب است تا سيستم با سرعت بيشتري به ناحيه با انرژي کمتر دست يابد. با پيشرفت فرايند، جستجو محلي‌تر شده تا بدين ترتيب راه حل‌هاي بدست آمده را پالايش کند. بنابراين متناسب کردن وسعت ناحيه جستجو از طريق تنظيم سايز گروه‌هاي در نظر گرفته شده براي update، انجام مي‌شود. در اين روش پيشنهاد مي‌شود که از جدول ساير گروه‌ها همزمان با جدول Annealing که مرتبط با پارامتر T مي‌باشد، استفاده شود[122-125].

5.5.5. شبكه كوهونن

در اين شبكه فرض شده است كه مغز براي مدل سازي ساختارهاي پيچيده درون خود از نگاشت موضعي استفاده مي كند. كوهونن ، دانشمند فنلاندي ازاين فرضيه در شبكه خود بخوبي استفاده كرد، زيرا به او اين امكان را مي داد كه داده ها را با استفاده از روشي به نام مقداري كردن برداري فشرده كند. همچنين به شبكه امكان مي دهد كه داده هاي ورودي را با حفظ ويژگي ها ي توپولوژيكي آن به طور معنا داري در خود حفظ كند.فشرده سازي داده ها به آن معني است كه داده ها را مي توان در فضايي با ابعادي به مراتب كمتر نگه داري كرد. قسمت بيشتر كورتكس مغزي به صورت صفحات دو بعدي از ارتباطات نورون ها شكل گرفته است ، در صورتي كه مي تواند مفاهيمي با ابعادي بسيار بالاتر در خود جاي دهد. به كارگيري الگوريتم كوهونن نيز اكثرا به صورت دو بعدي است.

اين شبكه تنها ازيك لايه دو بعدي تشكيل شده است. نكته آشكاري كه بايد به آن اشاره شود اين است كه در اين شبكه نورون ها به عكس پرسپترون هاي چند لايه اي در لايه هاي متفاوت ( ورودي و خروجي و پنهان ) قرار نگرفته اند ، بلكه در شبكه اي صاف و هموار واقع شده ان ، تمام ورودي ها به تمام گره هاي خروجي متصل اند . بازخور تنها محدود به ارتباطات جانبي به نورون هاي است كه در همسايگي يك نورون قرار دارند. همانطور كه مشاهده مي شود لايه خروجي جداگانه وجود ندارد. هر گره در شبكه خود يك در واقع يك گره خروجي محسوب مي شود.

الگوريتم آموزشي گره هاي شبكه را به صورت همسايه هاي محلي تنظيم مي كند، به طوري كه بتوان ويژگي هاي داده هاي ورودي را طبقه بندي كنند . نقشه توپوگرافي شبكه به طور خودكار با مقايسه دوره اي ورودي هاي هر گره با برداري كه توسط آن گره در خطوط ارتباطي آن ذخيره شده است شكل مي گيرد. هيچ جواب مطلوبي براي ورودي هاي آموزشي تعريف نمي شود. هرگاه ورودي هاي يك گره با بردار ذخيره آن گره مطابقت كند آن ناحيه شبكه به طور گزينشي بهينه مي شود و به صورتي كه نهايتا نمايانگر ميانگيني از داده هاي آموزشي طبقه اي از داده ها شود. شبكه در حالي كه در ابتدا به طور تصادفي شكل گرفته است و به تدريج خود را تنظيم مي كند ، به حالت پايداري مي رسد كه به طور موضعي ويژگي هاي داده هاي ورودي را نمايش مي دهد .

الگوريتم کوهونن:

الگوريتم آموزشی گره های شبکه را به صورت همسايه های محلی منظم می کند به طوری که بتوانند ويژگی های داده های ورودی را طبقه بندی کنند. نقشه ی توپوگرافی شبکه به خودکار با مقايسه ی دوره ای ورودی های هر گره با برداری که توسط آن گره در خطوط ارتباطی آن ذخيره شده است شکل می گيرد. هيچ جواب مطلوبی برای ورودی های آموزشی تعريف نمی شود. هر گاه ورودی های يک گره با بردار ذخيره شده ی آن گره مطابقت کند آن ناحيه ی شبکه به طور گزينشی بهينه می شود. و به صورتی که نهايتا نمايان گر ميانگينی از داده های آموزشی طبقه ای از داده ها شود. شبکه در حالی که ابتدا به طور تصادفی شکل گرفته است و به تدريج خود را تدريج تنظيم می کند به حالت پايداری می رسد که به طور موضعی ويژگی های داده های ورودی را نمايش می دهد.

1. مقادير اوليه را تعيين کنيد.

فرض کنيد مقدار ضرايب وزنی از ورودی i به گره ی خروجی j در زمان t باشد. ميزان اوليه ی ضرايب وزنی از n ورودی به j گره ی خروجی را با مقادير کوچک تصادفی معين کنيد. شعاع همسايگی گره های خروجی j ، ، را در ابتدا بزرگ تعيين کنيد.

1. ورودی ها را به شبکه عرضه کنيد.

بردار ورودی  عرضه کنيد.  به معنای مقدار ورودی گره ی i در زمان t است.

1. فاصله ها را محاسبه کنيد.

فاصله ی  بين بردار ورودی و بردار خروجی هر گره ی j توسط فرمول زير محاسبه می شود:

1. کوتاه ترين فاصله را انتخاب کنيد.

گره ی خروجی دارای کوتاه ترين فاصله را با علامت  مشخص کنيد.

1. ضرايب وزنی را اصلاح کنيد.

ضرايب وزنی گره ی  و همسايگان آن گره که در فاصله ی همسايگی  قرار دارند را اصلاح کنيد. ضرايب وزنی جديد با استفاده از فرمول زير فرمول محاسبه می شود:

 برای تمام گره های j که در فاصله ی  قرار دارند و  که به تدريج در طول زمان کاهش می يابد بنابراين ضريب بهره ی ضرايب وزنی به تدريج کند می شود. اندازه ی شعاع همسايگی  نيز به تدريج کاهش می يابد.

بدين صورت محدوده ی بيشترين فعاليت به تدريج موضعی می گردد.

6- با رفتن به مرحله ی 2 الگوريتم تکرار شود[126, 127].

6.5. كاربرد یادگیری ماشین در شبكه هاي عصبي

در ادامه وپس از بررسي و توضيح نحوه كار كرد برخي از شبكه هاي عصبي ، حال به بيان برخي از كاربرد هاي شبكه هاي عصبي مي پردازيم.

1. شبكه گويا

يكي از معروفترين وموثرترين كار برد هاي شبكه هاي عصبي شبكه گويا است . اين شبكه مي تواند تلفظ نوشته هاي انگليسي را فرا گيرد. اين شبكه در سال 1987 توسط سجنوسكي و روزنبرگ ساخته شد . اين شبكه از 203 واحد ورودي ، 80 واحد پنهان و 26 واحد خروجي تشكيل شده است . هر واحد خروجي ويژه يكي از حروف الفباي انگليسي است . پنجره اي به گستره هفت حرف بر روي متن نوشته شده حركت داده مي شود و شبكه مي آموزد كه حرف وسط پنجره را تلفظ كند. پنجره اي كردن متن قبل وبعد از حرف تلفظ شده وسط باعث مي شود كه تلفظ آن حرف متاثر از محتواي متن گردد زيرا تلفظ حروف در يك كلمه به خود آن كلمه بستگي دارد.براي مثال حرف a در كلمه mean)) )) عملا بدون صدا است و در كلمه (( lamb )) كوتاه وتيز است. در صورتي كه در كلمه (( class )) تلفظ حرف a بلند است.

ويژگي جالب اين شبكه در اين است كه به نظر مي رسد كه از الگوهاي گفتاري كودكان تقليد مي كند . ابتدا صدا هاي نا مفهوم ايجاد مي كند زيرا ضريب وزني آن به طور تصادفي شده است . آن گاه صورت هاي اصلي كلمات تلفظ شده را فرا مي گيرد ، مثلا او اي ........... تكرار آموزش به تدريج گفتار را قابل فهم تر مي كند . شبكه نهايتا به بازدهي 90% در تلفظ صحيح مي رسد. توانايي تعميم شبكه نيز بررسي شده است . در يك نوبت شبكه با استفاده از يك ففرهنگ لغات آموزش يافته و توسط يك مجموعه لغات جديد آزمايش شده است . در اين بررسي كارآيي شبكه در تلفظ صحيح حروف در مجموعه آموزشي 90% ودر مجموعه ديده نشده بين 80% تا 87% گزارش شده است . شبكه همچنين نسبت به صدمات وارده به آن به صورت اغتشاش هاي افزوده شده به ضرايب وزني مقاومت نشان داده و كار آيي آن بتدريج كاهش يافته است .

2- برنامه ريزي فروش بليط هواپيما

آيا هرگز در تعطيلات با هواپيما سفر كرده ايد و مشاهده كرده ايد كه تعدادي از صندلي ها خالي است ؟ يا به عكس آيا هرگز اتفاق افتاده است كه صندلي شما دوبار فروش رفته ومجبور شده ايد تا پرواز بعدي در فرودگاه منتظر بمانيد ؟ اين مشكل هنگامي روي مي دهد كه شركت هاي هواپيمايي سعي مي كنند تا حد ممكن صندلي هاي خود را پر كنند ؟، زيرا صندلي خالي به معناي از دست دادن سود مي باشد . با علم به اين واقعيت كه عده اي كه قبلا بليط خريده اند براي پرواز حاضر نمي شوندشركت هاي هواپيمايي بيش از تعدادصندلي هاي خود اقدام به فروش بليط مي كنند ، به اين اميد اوضاع نهايتا بر وفق مراد باشد . مسئله آن ها پيش بيني دقيق ميزان صندلي و تعداد مسافراني است كه براي پرواز حاضر نمي شوند ، تا بتوانند حد فروش بليط هاي اضافي را تعيين نمايند . هدف از اتخاذ اين تدابير بيشينه كردن سود شركت است ، و اين در حالي است كه عوامل متضاد ومتعددي در اين اقدام موثر مي باشند .شركت مايل است تا جايي كه امكان دارد بليط هايش را باقيمت هاي بالا بفروشد ولي فروختن بليط ارزان از نفروختن آن آن بهتر است. بنابراين براي جبران ضررهاي نفروختن بليط شركت،تعدادي بليط را اضافه مي فروشد . ولي هزينه سوار نكردن مسافر بيچاره بسيار بيشتر از هزينه پرواز با چند صندلي خالي خواهد بود.((برنامه ريزي فروش بليط هواپيما )) يك روش دو مر حله اي است كه در اين زمينه به شركت هاي هواپيمايي كمك مي كند . مرحله اول از يك پرسپترون چند لايه اي تشكيل شده است كه تقاضاي بليط را پيش بيني مي كند. در مرحله دوم يكي از روش هاي معمول بهينه سازي منابع شركت هواپيمايي رادر جهت تامين تقاضاي پيش بيني شده تخصيص مي دهد . اتخاذ روش دو مرحله اي ، از تخصيص منابع در يك مرحله بهتر است زيرا همواره مي توان پيش بيني هاي شبكه را با تقاضاهاي واقعي مقايسه كرد و تصميمات اتخاذ شده را توجيه نمود . تعقيب ، روشي دو مرحله وتجزيه وتحليل آن براي كاربران راحت تر مي باشد . دو شبكه در اين كار شركت دارند. شبكه اول تعداد صندليهاي مورد نياز را تا قريب به 6 ماه آينده پيش بيني مي كند وبراي اين منظور عواملي چون روز، هفته ، ساعت پرواز و قيمت بليط رادر نظر مي گيرد . شبكه دوم تعداد مسافرين غايب را بر اساس نوع درجه بندي بليط آن ها پيش بيني مي كند.درجه بندي بليط ها با يكديگر ارتباط دارند . براي مثال اگر تعداد بليط هاي ارزان بيش تر باشد ميزان تقاضا براي بليط هاي گران كاهش خواهد يافت . آموزش شبكه ها با استفاده از داده هاي گذشته شركت هواپيمايي صورت مي گيرد و خروجي آن ها كميت هاي پيش بيني شده را نشان مي دهد.يكي از مشكلات اين سيستم عدم وجود جواب هاي قطعي مطلوب مي باشد ، زيرا شرايط بازار كار پيوسته در حال تغيير بوده وعوامل متعددي بر اقدامات تاثير گذار هستند ، در نتيجه هر سيستم پيش بيني نيز بايد به صورت پيوسته خود را با شرايط وفق دهد ،كاري كه براي سيسنم هاي غير آموزشي بسيار دشوار است ولي براي شبكه هاي عصبي از مزاياي آن بشمار مي آيد و علت موفقيت كنوني در بازار است.

3 - كاربردهاي مالي

يكي از پرسشهايي كه معمولا از فناوري جديد شبكه هاي عصبي مي شود اين است كه آيا اين فناوري قادر است قيمت سهام راپيش بيني كند. كوشش هايي در بكار گيري شبكه هاي عصبي در اين زمينه به عمل آمده است . روش هاي موفقيت آميز احتمالا در صندوق خانه هاي شركت هاي جزء اسرار حفظ مي شود . آنچه در اين پرسشها فرض شده است اين است كه پيش بيني قيمت سهام امكان پذير است ، فرضي كه ممكن است درست نباشد. تا كنون شبكه هايي ساخته شده كه الگوهاي معنا داري را درحركت هاي بازار كشف كرده است . جالب ترين آن ها شبكه اي بود كه نشان مي داد تعدادي الگو به طور مرتب در نوسانات ين ژاپن در مقايسه با دلار آمريكا روي مي دهد. سيستم هاي ديگري براي معاملات اوراق قرضه طراحي شده كه تا حدي از سيستم هاي سنتي موجود بهتر است . در زمينه هاي مالي هرنوع بهبود در كيفيت پيش بيني حتي بهبود هايي جزئي مي تواند ارزش مادي فراواني داشته باشد. در يك بررسي مقايسه اي يكي از سيستم هاي سنتي در 55% موقع پيش بيني هاي درست و در 45% مواقع پيش بيني خطا مي كرد . شبكه عصبي با استفاده از همان داده ها در 25 % مواقع قادر به تصميم نبود ليكن در ساير مواقع 72% پيش بيني صحيح مي كرد كه خود نوعي بهبود محسوب مي شد. معاملات سهام ، معادلات زماندار و تبادلات ارزي همه از زمينه هايي مي باشند كه نا كنون از شبكه هاي عصبي استفاده شده است و در اين موارد شبكه هاي عصبي اغلب با ساير سيستم هاي كامپيوتري تلفيق شده اند تا نتايج بهتري به دست آيد. در يك سيستم مالي به نام (( ياور )) تجار ، از يك شبكه عصبي براي استخراج ويژگي هاي برجسته تاريخچه گذشته استفاده مي شود. نتيجه كار سپس به سيستمي ديگر منتقل مي شود كه با استفاده از ويژگي هاي استخراج شده قاعده هاي حاكم را استنتاج مي كند. شبكه مي تواند خود را با نوسانات بازار در طول ماهها وففق دهد و بنابراين در هر زمان ويژگي هاي جاري را نشان مي دهد. بدين طريق قاعده هاي استنتاج شده هرگز از رده خارج نمي شوند.

يكي ديگر از زمينه هااي كاربرد شببكه هاي عصبي در فعاليت هاي مالي ، رده بندي و ارزيابي تقاضاهاي وام است بدين طريق مي توان تصميم گرفت كه به چه كسي و به چه مقداري وام داد. ارزيابي ريسك عدم پرداخت ، يعني احتمال اين كه وام گيرنده از پرداخت وام سر باز زند يكي ديگر از كاربرد شبكه هاي عصبي است ، در هر دو مورد از پرسپترون هاي چند لايه اي با موفقيت استفاده شده است . مزيت شبكه هاي عصبي در اين است كه مي تواند از هزاران نمونه قبلي در تاريخچه فعاليت هاي مالي شركت استفاده كرده ، ويژگي هاي برجسته را فرا گرفته و از طريق آن ها پيامد ها را پيش بيني كند. آن ها نه تنها نيروي انساني را براي انجام كارهاي مهم تر آزاد مي كنند بلكه مواردي را نيز كه از چشم انسان ها پنهان مانده است را كشف مي كنند. يكي از شبكه هاي عصبي موجود در 270000 تقاضاهاي وام قبلي مانند حرفه متقاضي ، مالك و مستاجر بودن متقاضي ، تعداد حساب هاي بانكي و غيره براي آموزش خود استفاده كرد .شبكه پس از دو گذر آموزشي كليه داده هاي ورودي توسط تقاضاهاي وام نيمه اول سال 1985 آزمون شد .نتايج واقعي اين تقاضاها از نظر كيفيت باز پرداخت و نيز سوددهي معلوم بود . در مقايسه با روش سنتي تحليل آماري مورد استفاده شركت ، نتايج حاصله از شبكه عصبي آموزش ديده منافع شركت را 7 % افزايش مي داد. در يك پروژه بررسي ريسك عدم پرداخت وام ، آموزش يك شبكه با 6561 گره توسط 5 گذر آموزشي و5000 پرونده وام قريب 7 ساعت به طول انجاميد. ليكن پس از پايان آموزش پاسخ شبكه به پرسش ها كم تر از يك ثانيه براي هر پرونده زمان نگرفت. ساير شركت ها نيز از شبكه هاي عصبي در زمينه هاي بيمه و رهن استفاده مي كنند.

همانطور كه ديديد شبكه هاي عصبي در طول ساليان اخير پيشرفت بسيار زيادي كرده است، و قطعا اين روند رو به جلو با پيشرفت علم ادامه خواهد يافت و آينده اي كاملا روشن را از كاربرد شبكه هاي عصبي در زندگي انسان ها ترسيم مي كند[128, 129].

7.5. آزمايش تورينگ

آزمايش تورينگ از قرار دادن انسان و ماشين بطور مستقيم در برابر يكديگر اجتناب مي كند و بدين ترتيب، چهره و فيزيك انساني مد نظ آزمايش كنندگان نمي باشد . ماشيني كه بتواند از پس آزمون تورينگ برآيد، از تفكري انساني برخوردار است.

مدل سازي نحوه تفكر انسان ، تنها راه توليد ماشین های هوشمند نيست. هم اكنون دو هدف براي توليد ماشین های هوشمند ، مدنظر است، كه تنها يكي از آن دو از الگوي انساني جهت فكر كردن بهره مي برد:

سيستمي كه مانند انسان فكر كند . اين سيستم با مدل كردن مغز انسان و نحوه انديشيدن انسان توليد خواهد شد و لذا از آزمون تورينگ سربلند بيرون مي آيد، از اين سيستم ممكن است اعمال انساني سربزند.

سيستمي كه عاقلانه فكر كند، سيستمي عاقل است كه بتواند كارها را درست انجام دهد ، در توليد اين سيستم ها نحوه انديشيدن انسان مد نظر نيست، اين سيستم ها متكي به قوانين و منظقي هستند كه پايه تفكر آن ها را تشكيل داده و آن ها را قادر به استنتاج و تصميم گيري مي نمايد. آنها با وجود كه مانند انسان نمي انديشند ، تصميماتي عاقلانه گرفته و اشتباه نمي كنند. اين ماشين ها لزوما دركي از احساسات ندارند. هم اكنون از اين سيستم ها در توليد Agent ها در نرم افزارهاي كامپيوتري، بهره گيري مي شود، Agent ، تنها مشاهده كرده و سپس عمل مي كند.

Agent قادر به شناسايي الگوها و تصميم گيري براساس قوانين فكر كردن خود است . قوانين و چگونگي فكر كردن هر Agent در راستاي دستياي به هدفش ، تعريف مي شود . اين سيستم ها براساس قوانين خاص خود فكر كرده و كار خود را به درستي انجام مي دهند. پس عاقلانه رفتار مي كنند ، هر چند الزاماٌ مانند انسان فكر نمي كنند.

با وجودي كه برآورده سازي نيازهاي صنايع نظامي ، مهمترين عامل توسعه و رشد هوش مصنوعي بوده است ، هم اكنون از محصولات اين شاخه از علوم در صنايع پزشكي ، رباتيك ، پيش بيني وضع هوا ، نقشه برداري و شناسايي عوارض ، تشخيص صدا و دست خط و بازي ها و نرم افزارهاي كامپيوتري استفاده ميشود.

ربات تعقيب خط ، نوعي از ربات است كه وظيفه اصلي آن تعقيب كردن مسيري به رنگ مثلاٌ سياه در زمينه اي به رنگ متفاوت مشخصي مثلاٌ سفيد است [130, 131].

الگوريتم مسير يابي :

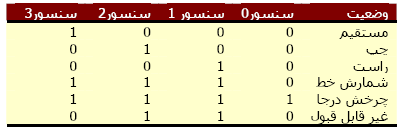
الگوريتم مسيريابي بايد طوري نوشته شود تا ربات بتواند هرگونه مسيري   
را ، با هر اندازه پيچ و خم دنبال كند ، به طوري كه خطاي آن مينيمم باشد. تجربه نشان مي دهد كه بهترين روش براي يافتن و دنبال كردن مسير ، استفاده از 4 سنسور است . البته با استفاده از حداقل 2 سنسور نيز مي توان ربات مسيرياب ساخت ، ولي قضيه دو دوتا 4 تاست ! يعني با كم كردن سنسور ضريب اطمينان ربات نيز كاهش مي يابد..

وظيفه سنسورهاي 1 و 2 تشخيص پيچ هاي مسير و سنسور 3 مقدار چرخش ربات به جهات مختلف را تعيين مي كند.

يعني زماني كه سنسور 3 در زمينه سفيد قرار گرفت ، چرخ هاي ربات آن قدر به سمت چپ يا راست مي چرخند تا سسنسور شماره 3 روي خط سياه قرار گيرد. يكي از دلايل سنسور سوم موجود انتهاي مسير و چرخش 180 درجه ربات و برگشتن است . در ضمن اين سنسور باعث مي شود كه ربات   
سريع تر پيچ ها را ببيند و خطاي منحرف شدن از خط در سر پيچ ها به حداقل مي رسد. همچنين اگر خطوطي عمود بر خط مستقيم و شمارش اين خطوط به نوعي مفيد باشد ، توسط سنسورهاي 1 و 2 به همراه 3 انجام مي شود ، به اين صورت كه اگر سنسورهاي 1 و 2 و 3 هر سه سياه بود، يعني ربات از يك خط عمود بر خط مستقيم عبور كرده است [132, 133].

براي درك بهتر نحوه عملكرد سنسورها و ارتباط آن با وضعيت چرخ هاي ربات به جدول زير نگاه كنيد :

جدول 2.5. نحوه عملكرد سنسورها و ارتباط آن با وضعيت چرخ هاي ربات



بايد توجه داشت كه اگر از سنسورهاي LDR در ربات استفاده شد. نور محيط ثابت باشد ، طوريكه نور تابيده شده به سنسورها در ابتداي و انتهاي مسير تفاوت چنداني نداشته باشد. زيرا در غير اينصورت در عملكرد ربات اختلال ايجاد مي شود.

براي رفع اين مشكل اصول لامپ هاي LDR با لامپ هاي حبابي استفاده   
مي شود كه منجر به يكنواخت شدن نور محيط مي گردد.

انواع مقاومت هاي نوري :

انواع مقاومت هاي متغيري كه در طراحي مدارهاي ربات با آن سرو كار   
داريم ، عبارتند از :

1. ترميستور (Termistor) : كه مقاومت آن با تغييرات دما تغيير مي كند و يكي از كاربردهاي آن در ترموستات الكترونيكي مي باشد.
2. Strain gauge : كه مقاومت آن با تغييرات نيرو و فشاري كه به آن وارد مي شود ، تغيير مي كند.
3. (Light Depondent Resistor) LDR : يك نوع سيستم نوري است كه بر اثر تغييرات انعكاس نور بر سطح آن ، مقاومتش تغيير مي كند.

اين مقاومت داراي سطحي صاف مي باشد كه به عنوان گيرنده عمل مي كند. ماده اي كه در آن استفاده مي شود ، سولفيد كادميم (cds) كه يك نيمه هادي است ، مي باشد و عموما PhotoCell ناميده مي شود كه در سلول هاي نوري به كار مي روند. البته كه اين فتوسل ها مانند سلول هاي خورشيدي ، الكتريسيته توليد نمي كنند.

از نمودار پيداست كه تغييرات مقاومت در مقابل روشنايي ، خطي نمي باشد.

اين سنسورها معمولا در مقابل طيف نوري كه نزديك به نور مريي است ، پاسخ مي دهند و عكس العمل دارند. هرگاه شدت نوري كه به LDR مي رسد ، بيشتر شود ، سرعت پالس خروجي افزايش مي يابد. در واقع Light Neuron مي تواند به عنوان Clock Pulse در چيپ هاي كنترل كننده ، Stepper Motor مثل UCN5804 به كار رود، يعني هنگامي كه شدت نور تابيده شده به LDR افزايش يابد ، سرعت Stepper Motor نيز افزايش مي يابد.

LED :

يكي ديگر از المان هايي كه در مدار تعقيب خط از آن استفاده مي شود ، LED يا Light Emitting Diode است . LED همان طور كه از اسمش پيداست ، براي ساطع كردن نور به كار مي رود . هرگاته با اعمال ولتاژ 2 ولت از كاتد به آند جريان برقرار شود ، LED روشن مي شود و اگر ولتاژي بيش از اين مقدار اعمال شود ، LED مي سوزد . بهتر است يك مقاومت مناسب با آن سري كنيم تا جريان ورودي ، بين 25-5 ميلي آمپر كنترل شود. (اين محدوده بهترين نرخ تغييرات جريان براي روشن شدن است ).

Infrared Receiver :

اگر كاغذ سفيد زير سنسورهاي مادون قرمز بگذاريم ، بيشترين بازتابش را داريم ، و بيس receiver فعال مي شود. برحسب اختلاف پتانسيلي كه در دو سر رسيور ايجاد ميشود ، و مقايسه اين اختلاف پتانسيل با ولتاژ مرجع كه خودمان تنظيم كرده ايم ، مقايسه گر (Comparator) خروجي صفر با يك   
مي دهد.

سنسورهاي مادون قرمز نورهايي با فركانس پائين را مي توانند تشخيص دهند. اينفرارد سنسورز فقط امواج مادون قرمز را مي بيند و اين از مزيت آن ها است ، زيرا امواج IR – كه ويليام هرسكل آن را كشف كرد – در فركانس 40 KHz هستند و رسيور هم طوري طراحي شده كه قادر است سيگنال هايي كه در حوزه KHz 40 مي باشند را دريافت كند. كه اين به يك ارتباط قوي بين گيرنده و فرستنده منجر مي شود.

بررسي نحوه عملكرد A/D Comparator :

وقتي سنسور در ربات طراحي مي شود ، ممكن است اين سئوال پيش آيد كه : ربات چگونه سيگنال سنسورها را مي خواند. ربات با مقادير ديجيتال كار مي كند. پس بايد مقادير آنالوگ دريافتي از سنسور را به ديجيتال تبديل كنيم . درنتيجه نياز به يك (Analogue Digital Convertor) ADC داريم تا مقادير آنالوگ را دريافت كند و به صورت اعداد باينري به cpu ربات ارسال نمايد . مبدل ADC نياز به يك ميكروكنترلر يا مدار ديجيتالي دارد تا اطلاعات در آن تجزيه و تحليل شود ، اما امروزه مقايسه گر (Comparator) جايگزين ADC شده است .

همان طور كه از اسمش پيداست ، مقايسه گر مي تواند دو ولتاژ را به هم مقايسه كند. يكي از اين دو ولتاژ ، ولتاژ رفرنس است كه ما بايد آن را تنظيم كنيم – و ولتاژ ديگر ، همان ولتاژ سنسور است .

خروجي مقايسه گر كه به ورودي كامپيوتر وصل مي شود ، و كامپيوتر با مقايسه اين مقادير ، به موتورهاي ربات فرمان چرخيدن يا توقف مي دهد.

مدار تعقيب خط با استفاده از سنسورهاي IR :

نحوه قرارگيري سنسورها به اين صورت است كه سنسور وسط روي مسير و دو سنسور ديگر در طرفين مسير و نزديك آن نصب مي شوند. و چون از سنسور IR استفاده مي شود ، بهتر است سرهاي Send/receive با زاويه اي خاص روبه روي هم قرار گيرند. به طوري كه از امتداد آن يك مثلث   
متساوي الساقين ايجاد شود . در اين حالت است كه رسيور بيشترين دريافت را دارد .

تعقيب خط فازي :

امروزه براي بالا بردن ضريب اطمينان تعقيب خط ربات ها از الگوريتم   
« تعقيب خط فازي » استفاده مي كنند. به اين صورت كه مقايسه گر فقط مقادير باينري را از سنسور دريافت نمي كند. بلكه مقادير عددي ديگري را كه در رنج صفر تا يك قرار دارند، نيز دريافت مي كند.

يعني قبل از اين كه سنسور وسط كاملا از خط سياه ( مسير ) خارج شود و پيغام سفيد بودن سطح زير را به مقايسه گر بدهد، برطبق ولتاژ دريافتي از خروجي سنسور ، مقايسه گر موقعيت را در هر لحظه گزارش مي دهد ، و براساس اين خروجي ها ، موتورهاي ربات فرمان چرخيدن يا توقف دريافت مي كنند.

ربات يك كلمه گرفته شده از كشور چكسلواكي و به معني كارگر است . سابقه ساخت ربات به 270 سال قبل از ميلاد مسيح بر مي گردد ، زماني كه يونانيان به ساخت مجسمه هايمتحرك مي پرداختند.

ربات هاي امروزي كه شامل قطعات الكترونيكي و مكانيكي هستند در ابتدا به صورت بازوهاي مكانيكي براي جابجايي قطعات و يا كارهاي ساده و تكراري كه موجب خستگي و عدم تمركز كارگر و افت بازده ميشد بوجود آمدند. اينگونه ربات ها جابجاگر (manipulator) نام دارند.

جابجاگرها معمولا در نقطه ثابت و در فضاي كاملا كنترل شده در كارخانه نصب مي شوند و به غير از وظيفه اي كه به خاطر آن طراحي شده اند قادر به انجام كار ديگري نيستند. اين وظيفه مي تواند در حد بسته بندي توليدات، كنترل كيفيت و جدا كردن توليدات بي كيفيت، و يا كارهاي پيچيده تري همچون جوشكاري و رنگزني با دقت بالا باشد.

هوش مصنوعي ( هوش مصنوعي ) شاهد خوبي براي اين مدعاست كه چگونه گاهي اوقات ، دانش خيلي آرامتر از آنچه پيش بيني كرده ايم ، حركت مي كند. برخي در آغاز اختراع كامپيوترها ، معتقد بودند كه ما سرانجام توانسته ايم ابزاري را در اختيار بگيريم كه ميتواند مشكلات ذهني را حل كند ، اما كاملا اينگونه نبوده و هر چند در طول سال های اخير با نسل جديدي از ماشین های هوشمند مواجه شده ايم ، اما نتايج آنگونه كه انتظار مي رفت نبود، كامپيوترهايي كه در گذشته بر ما تاثير بسياري زيادي مي گذاشتند، در حال حاضر ديگر چندان تاثير گذار نيستند و ما به دنبال اين هستيم كه چه مشكلاتي بر سر راه هوش مصنوعي ( هوش مصنوعي ) قرار دارد. هوش مصنوعي مهندسي الهام گرفته از زيست شناسي است ، انگاه كه ما به حيوانات و به انسان ها نگاه مي كنيم و مي خواهيم ماشين هايي بسازيم كه آنچه آنها انجام مي دهند را انجام دهند . ما ماشین هایي را مي خواهيم كه قادر باشند مانند انسان ها و حيوانات ياد بگيرند ، بفهمند ، صحبت كنند ، استدلال كنند و در يك كلام «هوشيار» باشند ، تاريخچه پيچيده هوش مصنوعي هوش مصنوعي كارش را با نوعي زيست مصنوعي آغاز كرده است ، با نگاه كردن به زندگي جانداران و گفتن اينكه ... آيا ما مي توانيم اعمال آنها را توسط ماشينها مدل سازي كنيم ؟ ... فرض بر اين بوده است كه منجودات زنده ، سيستمهايي فيزيكي هستند كه ما آنها را مورد آزمايش قرار مي دهيم تا ببينيم در كجا مدل سازي آنها براي ما مفيد است و در كجا مناسب نيست . زيست شناسي مصنوعي به سير تكامل سيستمهاي فيزيكي ، فرآيند رشد از كودكي تا بلوغ ، تركيبات داخلي عصبي و اين قبيل مسايل مي پردازد ، يك زير مجموعه از زيست مصنوعي ، نوعي جانور شناسي مصنوعي است كه رفتارهاي حركتي ، بينايي ، آموزشهاي زبان شناسي و برنامه ريزي و غيره را مورد توجه قرار مي دهد، زير مجموعه بعدي آن ، روانشناسي مصنوعي است كه به رفتارهاي بشري در آنجا كه با استدلال ، زبان و سخنوري ، تمدنهاي اجتماعي و همه مسايل فلسفي مانند حس هوشياري ، آزادي و غيره سرو كار دارد ،   
مي پردازد. مردم بااعمالي مانند انجام محاسبات رثاضي پيچيده و اجراي يك بازي خوب شطرنج تحت تاثير قرار مي گيرند ، اما در مقايسه با آن ، توانايي راه رفتن چندان مهم به نظر نمي رسد . شما نمي توانيد با افتخار به دوستانتان بگوييد : « نگاه كنيد ، من دارم راه مي روم » چون آنها هم مي توانند مثل شما راه بروند. بنابراين مشكلاتي كه يك كودك نوپا هر روز با آن دست به گريبان است ، به نظر خسته كننده و بسيار پيش پاافتاده مي آيد. بنابراين به نظر مي رسد پيچيده ترين مشكلات ، آنهايي است كه نياز به انديشيدن دارد، مانند شطرنج و اثبات قضيه هاي رياضي ، اما آنچه در 50-40 سال اخير اتفاق افتاده است، اين بوده كه چيزهايي از قبيل بازي شطرنج به طوري باور نكردني براي كامپيوترها آسان شده است ، در حاليكه ثابت شده است آموزش راه رفتن و حركت كردن بدون افتادن ، براي يك كامپيوتر بسيار مشكل است . اعطاي توانايي داشتن احساسات و چيزهاي ناملموس ديگري كه بيشترين رفتارهاي هوشمند انساني را طلب مي كند ، به ماشينها ، بسيار مشكل است . بنابراين حيوانات و كودكان شايد الگوي مناسب و متقاعد كننده اي براي هوش مصنوعي باشند. ميليونها سال طول كشيده تا سير تكامل ميمونها كامل شود و تنها چند ميليون سال طول كشيده تا همه چيزهايي كه ما تحت تاثير آنها قرار داريم پديد بيايد و ممكن است الگو برداري از اعمال ساده و روزمره موجودي زنده به نظر ساده بيايد .

هوش مصنوعي جديد و هدف گذاري جديد تحولي در زمينه هوش مصنوعي ، با نامهايي از قبيل زندگي مصنوعي (AL) و رفتارهاي تطبيقي به وجود آمده است كه به ترتيب تلاش مي كنند تا دوباره هوش مصنوعي را در مفهوم زيست شناسي مصنوعي و جانور شناسي مصنوعي قرار دهد[134-136].

8.5. یادگیری ماشین

یادگیری ماشین نوعی هوش مصنوعی و به اختصار AI است که در بین متخصصان استفاده می‌شود. یادگیری ماشین به برنامه‌های نرم‌افزاری اجازه می‌دهد تا در پیش‌بینی نتایج خروجی دقیق‌تر عمل کنند، بدون اینکه به طور مستقیم برای انجام این کار برنامه‌ریزی شده باشند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین از داده‌های سابق به عنوان ورودی برای یادگیری و سپس پیش بینی مقادیر خروجی جدید استفاده می‌کنند.

موتورهای توصیه‌گر یکی از موارد رایج استفاده از سیستم یادگیری ماشین هستند. سایر فناوری‌های محبوبی که از یادگیری ماشین استفاده می‌کنند، عبارت‌اند از: تشخیص تقلب، فیلتر کردن هرزنامه، تشخیص تهدید بدافزاری (Malware Threat Detection)، اتوماسیون فرایند کسب‌وکار (BPA: Business Process Automation) و سیستم نگهداری از طریق پیش بینی[137]

 1.8.5اهمیت یادگیری ماشین

یادگیری ماشین به این دلیل مهم است که دیدگاهی جدید از روند رفتار مشتریان در هنگام تعامل با کسب‌وکار و الگوهای عملیاتی کسب‌وکار به شرکت‌ها ارائه می‌دهد و همچنین از توسعه محصولات جدید پشتیبانی می‌کند. بسیاری از شرکت‌های پیشروی امروزی مانند فیس‌بوک، گوگل و اوبر، یادگیری ماشین را به بخش مرکزی عملیات کسب‌وکار خود تبدیل کرده‌اند. به طور کلی، یادگیری ماشین به نوعی [مزیت رقابتی](https://karboom.io/mag/articles/%D9%85%D8%B2%DB%8C%D8%AA-%D8%B1%D9%82%D8%A7%D8%A8%D8%AA%DB%8C-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA) مهم برای بسیاری از شرکت‌ها تبدیل شده است[138, 139].

2.8.5. انواع مختلف یادگیری ماشین

یادگیری ماشین کلاسیک اغلب بر اساس اینکه الگوریتم‌های آن به چه روشی یادگیری را برای ارائه‌ی پیش‌بینی دقیق‌تر انجام می‌دهند، طبقه‌بندی می‌شود. نوع الگوریتم یادگیری ماشین که دانشمندان داده انتخاب می‌کنند، به نوع داده‌ای بستگی دارد که می‌خواهند پیش بینی کنند. حال بیان می‌کنیم که چهار رویکرد اساسی برای ماشین لرنینگ چیست.

یادگیری تحت نظارت (Supervised Learning): در این نوع یادگیری ماشین دانشمندان داده الگوریتم‌هایی را با داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده آموزش می‌دهند و متغیرهایی را مشخص می‌کنند که می‌خواهند الگوریتم مورد نظر همبستگی میان آن‌ها را ارزیابی کنند. به عبارتی، در این شیوه‌ی یادگیری ماشین هم ورودی و هم خروجی الگوریتم مشخص می‌شود.

یادگیری بدون نظارت (Unsupervised Learning): این نوع یادگیری ماشین شامل الگوریتم‌هایی است که با استفاده از داده‌های بدون برچسب آموزش می‌بینند. الگوریتم یادگیری بدون نظارت از طریق مجموعه داده‌های ورودی خود، هر گونه ارتباط معنی‌دار میان آن‌ها را ارزیابی می‌کند. به عبارت بهتر، در این شیوه‌ی یادگیری ماشین داده‌هایی که الگوریتم‌ها روی آن‌ها آموزش می‌بینند و همچنین پیش‌بینی‌ها یا توصیه‌هایی که در خروجی تولید می‌کنند، از پیش تعیین شده‌ هستند.

یادگیری نیمه نظارتی (Semi-supervised Learning): این رویکرد نوعی یادگیری ماشین ترکیب شده از دو شیوه‌ی یادگیری قبلی است. دانشمندان داده در این روش [الگوریتم](https://karboom.io/mag/articles/%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88%D8%B1%DB%8C%D8%AA%D9%85-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA) را با داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده آموزش می‌دهند. از سوی دیگر این مدل می‌تواند داده‌ها را به تنهایی بررسی کرده و درک خود را از این مجموعه داده‌های ورودی توسعه دهد و چیزهای بیشتری یاد بگیرد.

یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning): دانشمندان داده معمولا از شیوه‌ی یادگیری تقویتی برای آموزش سیستمی و برای تکمیل فرآیندی چند مرحله‌ای استفاده می‌کنند؛ فرآیندی که قوانین کاملا مشخصی نیز برای آن وجود دارد. در این روش دانشمندان داده ابتدا الگوریتمی را برای تکمیل یک کار برنامه‌ریزی می‌کنند. سپس سرنخ‌های مثبت یا منفی‌ای را در رابطه با نحوه‌ی تکمیل کار مورد نظر به همان الگوریتم می‌دهند. با وجود این، در بیشتر موارد، الگوریتم یادگیری تقویتی به تنهایی تصمیم می‌گیرد که در طول مسیر چه مراحلی را طی کند.

نحوه‌ی کار یادگیری ماشین تحت نظارت

همان طور که اشاره شد، یادگیری ماشین تحت نظارت برای آموزش به دانشمند داده نیاز دارد تا الگوریتم را با ورودی‌های برچسب‌گذاری شده و خروجی‌های مورد انتظار آموزش دهند. الگوریتم یادگیری تحت نظارت برای انجام کارهای زیر خوب است:

* طبقه‌بندی باینری (Binary classification): برای تقسیم داده‌ها به دو دسته‌ی مختلف؛
* طبقه‌بندی چند دسته‌ای (Multi-class classification): برای انتخاب بین بیش از دو پاسخ ممکن؛
* مدل‌سازی رگرسیون (Regression modeling): برای پیش بینی مقادیر پیوسته؛
* کلاسه‌بندی (Ensembling): برای ترکیب پیش‌بینی‌های چندین مدل یادگیری ماشین به منظور ارائه‌ی پیش‌بینی دقیق‌تر.
* نحوه‌ی کار یادگیری ماشین بدون نظارت

الگوریتم‌های یادگیری ماشین بدون نظارت نیازی به برچسب‌گذاری داده‌ها ندارند. این الگوریتم‌ها داده‌های بدون برچسب را ارزیابی می‌کنند تا الگوهای مشخصی را در آن‌ها پیدا کنند. الگوهایی که می‌توانند برای گروه‌بندی داده‌ها در مجموعه داده‌ها استفاده شوند. بسیاری از روش‌های یادگیری ژرف از جمله شبکه‌های عصبی از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت استفاده می‌کنند. در ادامه می‌گوییم کاربرد این الگوریتم ماشین لرنینگ چیست. به طور کلی، الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت برای انجام کارهای زیر خوب هستند:

* دسته‌بندی (Clustering): تقسیم مجموعه داده‌ها به گروه‌های مختلف بر اساس شباهت هر داده به سایر داده‌ها؛
* تشخیص ناهنجاری‌ها (Anomaly detection): شناسایی داده‌های غیرعادی در یک مجموعه داده؛
* کاوش ارتباطات (Association mining): شناسایی مجموعه‌ای از آیتم‌ها در یک مجموعه داده که اغلب به هم مرتبط بوده و با هم اتفاق می‌افتند؛
* کاهش ابعاد (Dimensionality reduction): کاهش تعداد متغیرها در یک مجموعه داده.
* نحوه‌ی کار یادگیری ماشین نیمه نظارتی

یادگیری نیمه نظارتی توسط دانشمندان داده کار می‌کند که مقدار کمی از داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده را به الگوریتم یادگیری به عنوان ورودی می‌دهند. الگوریتم مذکور از این طریق، ابعاد مجموعه داده‌ها را یاد می‌گیرد. سپس می‌تواند آموخته‌های خود را روی داده‌های جدید و بدون برچسب اعمال کند. عملکرد این الگوریتم‌ها معمولا زمانی بهبود می‌یابد که روی مجموعه داده‌های برچسب‌گذاری شده آموزش ببینند. با این حال برچسب‌گذاری داده‌ها می‌تواند زمان‌بر و پرهزینه باشد. از این روی، یادگیری نیمه نظارتی، عملکرد یادگیری تحت نظارت و همچنین [کارایی](https://karboom.io/mag/articles/%DA%A9%D8%A7%D8%B1%D8%A7%DB%8C%DB%8C-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA) یادگیری بدون نظارت را با همدیگر ترکیب می‌کند. برخی از زمینه‌هایی که یادگیری نیمه نظارتی در آن‌ها استفاده می‌شود، عبارت‌اند از:

* ترجمه ماشینی (Machine translation): آموزش الگوریتم‌هایی برای ترجمه زبان بر اساس فرهنگ لغت کامل کلمات آن؛
* تشخیص تقلب (Fraud detection): شناسایی موارد تقلب در مواردی که تنها چند نمونه مثبت در دسترس است؛
* برچسب‌گذاری داده‌ها (Labelling data): الگوریتم‌هایی که با استفاده از مجموعه‌های داده کوچک آموزش داده شده‌اند، می‌توانند یاد بگیرند که به‌طور خودکار برچسب‌های داده را روی مجموعه‌های بزرگ‌تر نیز اعمال کنند.

نحوه‌ی کار یادگیری ماشین تقویتی

یادگیری تقویتی با برنامه‌ریزی الگوریتمی دارای هدفی مشخص و مجموعه‌ای از قوانین تعیین شده برای دستیابی به [هدف](https://karboom.io/mag/articles/%D9%87%D8%AF%D9%81-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA) مذکور کار می‌کند. همچنین دانشمندان داده این الگوریتم را به گونه‌ای برنامه‌ریزی می‌کنند که به دنبال دریافت پاداش‌های مثبت (هنگام انجام عملی مفید برای تحقق هدف نهایی دریافت می‌شود) و اجتناب از تنبیه (هنگام انجام عملی دریافت می‌شود که الگوریتم را از هدف نهایی خود دورتر می‌کند) باشد. یادگیری تقویتی اغلب در زمینه‌هایی مانند موارد زیر به کار گرفته می‌شود:

* رباتیک (Robotics): ربات‌ها می‌توانند با استفاده از این تکنیک نحوه‌ی انجام کارها را در دنیای واقعی بیاموزند؛
* انجام بازی‌های ویدیویی (Video gameplay): یادگیری تقویتی برای آموزش ربات‌ها به منظور انجام برخی بازی‌های ویدیویی به کار گرفته شده است؛
* مدیریت منابع (Resource management): شرکت‌ها منابع محدود و هدفی معین دارند. از این روی، یادگیری تقویتی می‌تواند به آن‌ها در [مدیریت منابع](https://karboom.io/mag/articles/%D9%85%D8%AF%DB%8C%D8%B1%DB%8C%D8%AA-%D9%85%D9%86%D8%A7%D8%A8%D8%B9) کمک کند تا نحوه‌ی تخصیص منابع را برنامه‌ریزی کنند.[140-142]

3.8.5 کاربرد یادگیری ماشین

امروزه یادگیری ماشین می‌تواند در طیف وسیعی از صنایع کاربردهای مختلفی داشته باشد. یکی از معروف‌ترین نمونه‌های کاربرد ماشین لرنینگ در عمل شاید استفاده از آن در هسته‌ی سیستم‌های توصیه‌گر باشد که داده‌های سرویس خبری فیسبوک را تأمین می‌کنند.

فیسبوک از آن برای شخصی‌سازی نحوه‌ی ارائه‌ی اخبار به هریک از کاربرانش استفاده می‌کند. اگر یک کاربر به طور مرتب برای خواندن پست‌های یک گروه خاص علاقه نشان دهد، موتور توصیه‌گر فعالیت‌های بیشتری از آن گروه را در صفحه‌ی کاربر مورد نظر نشان می‌دهد. در پشت صحنه‌ی این عملیات نیز موتور توصیه‌گر تلاش می‌کند تا الگوهایی را که از رفتار آنلاین کاربران آموخته است، تقویت کند. همچنین اگر کاربری الگوهای رفتاری خود را تغییر دهد و نتواند پست‌های گروه مورد علاقه‌ی خود را در هفته‌های آینده بخواند، سرویس نمایش اخبار مطابق با رفتارهای جدید وی تنظیم می‌شود.

علاوه بر موتورهای توصیه‌گر، کاربردهای دیگری را هم برای یادگیری ماشین می‌توان نام برد که برخی از این موارد عبارت‌اند از:

* مدیریت ارتباط با مشتری: نرم‌افزار [مدیریت ارتباط با مشتری (CRM)](https://karboom.io/mag/articles/crm-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA) می‌تواند از مدل‌های یادگیری ماشین برای تجزیه و تحلیل ایمیل‌ها استفاده و در ادامه اعضای تیم فروش را ترغیب کند که ابتدا به مهم‌ترین ایمیل‌ها پاسخ دهند. سیستم‌های پیشرفته‌تر می‌توانند حتی پاسخ‌های بالقوه‌ی مؤثر را به اعضای تیم فروش توصیه کنند؛
* هوش تجاری: سرمایه گذاران [هوش تجاری (BI)](https://karboom.io/mag/articles/%D9%87%D9%88%D8%B4-%D8%AA%D8%AC%D8%A7%D8%B1%DB%8C) و علم تجزیه و تحلیل از یادگیری ماشین در نرم‌افزارهای خود برای شناسایی داده‌های بالقوه‌ی مهم، الگوهای داده‌ها و تشخیص ناهنجاری‌ها استفاده می‌کنند؛
* ماشین‌های خودران: الگوریتم‌های ماشین لرنینگ می‌توانند حتی این امکان را برای یک خودروی نیمه‌‌خودران فراهم کنند که یک جسم تقریبا غیرقابل مشاهده را تشخیص، و به راننده هشدار دهد؛
* دستیار مجازی: دستیارهای هوشمند معمولا مدل‌های یادگیری ماشین تحت نظارت و بدون نظارت را برای تفسیر گفتار طبیعی و ارائه‌ی راهنمایی‌های لازم با یکدیگر ترکیب می‌کنند؛
* سیستم اطلاعات منابع انسانی: سیستم اطلاعات منابع انسانی یا Human Resource Information System و به اختصار HRIS می‌تواند از مدل‌های یادگیری ماشین برای فیلتر کردن تقاضاهای استخدام و شناسایی مناسب‌ترین کارجویان برای موقعیت‌های شغلی خالی استفاده کند.[142]

هوش منصوعی می‌تواند به پردازش داده‌های پزشکی کمک کند و به متخصصان پزشکی بینش‌های مهمی بدهد، نتایج سلامتی و تجربیات بیمار را بهبود بخشد. هوش مصنوعی در پزشکی استفاده از مدل‌های یادگیری ماشینی برای جستجوی داده‌های پزشکی و کشف دیدگاها برای کمک به بهبود نتایج سلامت و تجربیات بیمار است. به لطف پیشرفت های اخیر در علوم کامپیوتر و انفورماتیک، هوش مصنوعی (AI) به سرعت به بخشی جدایی ناپذیر از مراقبت های بهداشتی مدرن تبدیل می شود. الگوریتم‌های هوش مصنوعی و سایر برنامه‌های کاربردی مجهز به هوش مصنوعی برای حمایت از متخصصان پزشکی در محیط‌های بالینی و تحقیقات در حال انجام،استفاده می‌شوند. در حال حاضر، رایج ترین نقش های هوش مصنوعی در تنظیمات پزشکی، پشتیبانی تصمیم گیری بالینی و تجزیه و تحلیل تصویربرداری است. ابزارهای پشتیبانی تصمیم بالینی به ارائه‌دهندگان خدمات سلامت کمک می‌کنند تا با فراهم کردن دسترسی سریع به اطلاعات یا تحقیقات مرتبط با بیمار، درباره درمان‌ها، داروها، سلامت روان و سایر نیازهای بیمار تصمیم‌گیری کنند. در تصویربرداری پزشکی، ابزارهای هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل سی تی اسکن، اشعه ایکس، MRI و سایر تصاویر برای ضایعات یا سایر یافته‌هایی که رادیولوژیست انسانی ممکن است از دست بدهد، استفاده می‌شود. هوش مصنوعی در پزشکی را می توان به دو زیر گروه تقسیم کرد: مجازی و فیزیکی.

بخش مجازی از کاربردهایی مانند سیستم های پرونده الکترونیک سلامت تا راهنمایی مبتنی بر شبکه عصبی در تصمیم گیری های درمانی را شامل می شود. بخش فیزیکی مربوط به روبات هایی است که در انجام جراحی ها، پروتزهای هوشمند برای افراد معلول و مراقبت از سالمندان کمک می کنند.

4.8.5 مزایا و معایب یادگیری ماشین

همان طور که اشاره شد، یادگیری ماشین موارد استفاده زیادی را شامل می‌شود که از آن جمله می‌توان پیش‌بینی رفتار [مشتری](https://karboom.io/mag/articles/%D9%85%D8%B4%D8%AA%D8%B1%DB%8C-%DA%A9%DB%8C%D8%B3%D8%AA) تا تشکیل سیستم عامل برای خودروهای خودران را نام برد. اکنون قصد داریم کامل‌تر توضیح دهیم مزایا و معایب ماشین لرنینگ چیست. هنگامی که صحبت از مزایا می‌شود، ماشین لرنینگ می‌تواند به شرکت‌ها کمک کند تا مشتریان خود را به طور عمیق‌تری درک کنند. در واقع، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند با جمع‌آوری داده‌های مشتریان و برقراری ارتباط میان این داده‌ها و رفتارهای کاربران در طول زمان، الگوهای مربوطه و ارتباطات‌شان را بیاموزند و در نتیجه به کارکنان کسب‌وکار کمک کنند تا ابتکارات خود برای توسعه‌ی محصول و بازاریابی را با تقاضای مشتریان مطابقت دهند.

همچنین برخی از شرکت‌ها از الگوریتم‌های آن به عنوان هسته‌ی اصلی مدل‌های تجاری خود استفاده می‌کنند. برای مثال، اوبر از الگوریتم‌هایی برای تطبیق رانندگان با مشتریان استفاده می‌کند. گوگل نیز از آن‌ها برای نمایش تبلیغات در جستجوهای کاربران كمك می‌گیرد. با ورود این، یادگیری ماشین معایبی نیز به همراه دارد. اول از همه، استفاده از آن ممکن است هزینه‌بر باشد. پروژه‌های یادگیری ماشین معمولا توسط دانشمندان داده هدایت می‌شوند که آن‌ها هم حقوق بالایی دارند. این پروژه‌ها همچنین به زیرساخت‌های نرم‌افزاری نیاز دارند که این زیرساخت‌ها نیز می‌توانند گران تمام شوند. همچنین مشکل دیگری تحت عنوان جهت‌گیری متعصبانه نیز دارد. به عبارت دیگر، برخی الگوریتم‌ها ممکن است روی مجموعه داده‌هایی آموزش داده شوند که گروه‌های خاصی را حذف می‌کنند یا در مورد آن‌ها نتایج غلطی ارائه می‌دهند. این الگوریتم‌ها می‌توانند به ارائه‌ی مدل‌های نادرستی از داده‌ها منجر شوند که این مدل‌ها در بهترین حالت شکست می‌خورند و در بدترین حالت نیز به مدل‌های تبعیض‌آمیز مبدل می‌شوند. در نتیجه، هنگامی که شرکتی فرایندهای اصلی کسب‌وکار خود را بر اساس چنین مدل‌های تبعیض‌آمیزی تنظیم می‌کند، نتیجه‌ی به دست آمده می‌تواند غیرقانونی بوده یا به محبوبیت کسب‌وکار آسیب برساند.[143-145]

5.8.5. انتخاب مدل یادگیری ماشینی مناسب

فرایند انتخاب مدل یادگیری ماشین مناسب برای حل یک مشکل، اگر به صورت استراتژیک انجام نشود، می‌تواند زمان‌بر باشد. در ادامه، مراحلی استراتژیک برای دستیابی به مدل مناسب ارائه شده است.

گام اول: داده‌های بالقوه‌ی ورودی که باید برای راه حل مسئله‌ی مربوطه در نظر گرفته شوند، در ابتدا بررسی می‌شوند. این مرحله به کمک دانشمندان داده و کارشناسانی نیاز دارد که درک عمیقی از مسئله‌ی مذکور دارند؛

گام دوم: داده‌ها در این مرحله جمع آوری می‌شوند، آن‌ها به فرمت مشخصی تبدیل شده و در صورت لزوم برچسب‌گذاری می‌شوند. هدایت این مرحله معمولا برعهده دانشمندان داده و با کمک افرادی است که دیتاها را آماده کرده‌اند؛

گام سوم: الگوریتم یا الگوریتم‌های مورد استفاده انتخاب، و هر الگوریتم آزمایش می‌شود تا کارکرد آن‌ها روی داده‌های مورد نظر ارزیابی شود. دانشمندان داده معمولا افرادی هستند که این مرحله را انجام می‌دهند؛

گام چهارم: خروجی‌ها به طور دقیق بررسی می‌شوند و این مرحله تا زمانی ادامه می‌یابد که خروجی الگوریتم به سطح قابل قبولی از دقت برسد. این مرحله معمولا توسط دانشمندان داده به همراه ارائه‌ی [بازخورد](https://karboom.io/mag/articles/%D8%A8%D8%A7%D8%B2%D8%AE%D9%88%D8%B1%D8%AF-%DA%86%DB%8C%D8%B3%D8%AA) از جانب کارشناسانی انجام می‌شود که درک عمیقی از مسئله‌ی مذکور دارند. بیان نحوه‌ی کار یک مدل خاص یادگیری ماشین زمانی که مدل مذکور پیچیده است، می‌تواند چالش برانگیز باشد. دانشمندان داده در برخی از صنایع عمودی که بازار هدف یا مشتریان هدف مشخصی دارند، به طور معمول از مدل‌های ساده‌ای استفاده می‌کنند. زیرا برای این کسب‌وکارها مهم است که نحوه‌ی اتخاذ هر تصمیم را به مخاطب غیرمتخصص خود توضیح دهند. این امر به ویژه در صنایعی که هزینه‌های اداری سنگینی برای حفظ انطباق با مقررات می‌پردازند، مانند بانکداری و بیمه دیده می‌شود. مدل‌های ماشین لرنینگ پیچیده می‌توانند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه کنند. اما توضیح نحوه‌ی تولید خروجی در این الگوریتم‌ها به یک فرد غیرمتخصص احتمالا دشوار خواهد بود.[145, 146]

# فصل ششم مطالعات مرتبط

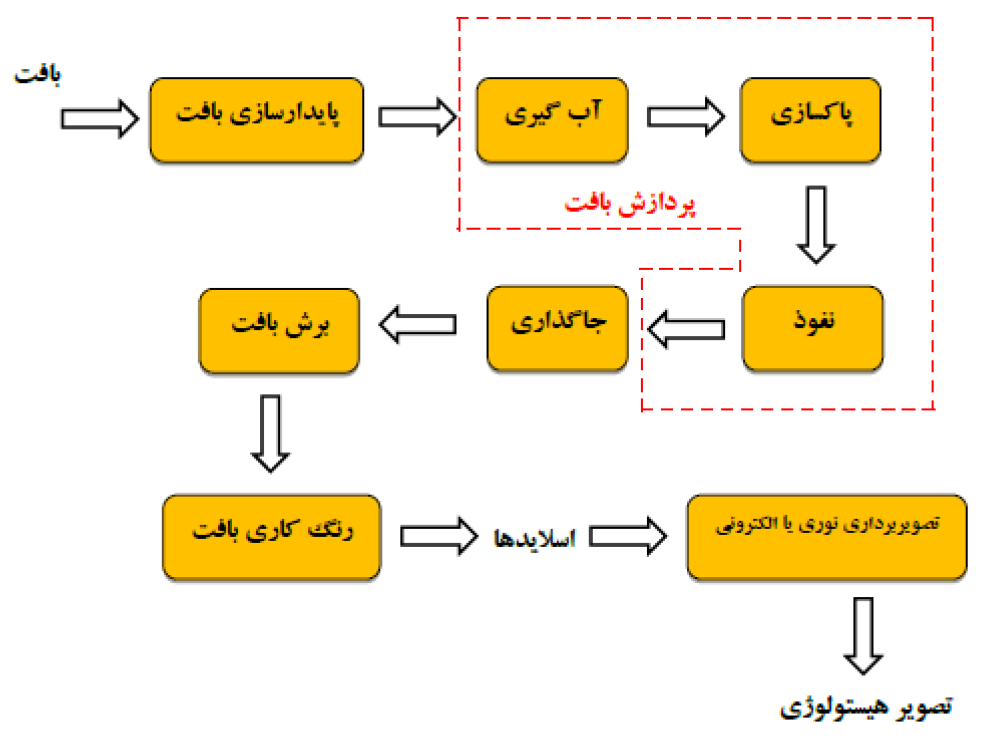
## 1.6. مقالات

در این بخش ابتدا تکنیک های مختلف استفاده شده در بهبود تصویر ماموگرافی مورد بحث قرار داده شد و سپس در ادامه پژوهش های انجام شده در زمینه تشخیص و طبقه بندی سرطان روده مورد بررسی قرار داده میشود.

از تفاوت اساسی تصاویر هیستوپاتولوژی با سایر تصاویر پزشکی در نحوه تصویربرداری آن است. معمولا فرایند تصویربرداری تصاویر هیستوپاتولوژی فرایند پیچیده و زمانبر است. در تصویربرداری رادیولوژی شخص بیمار مستقیما در مقابل دستگاه قرار گرفته و تصویر پزشکی مربوطه تهیه میشود در حالی که درتصاویر هیستوپاتولوژی باید نمونهبرداری از بافت انجام شود.

به طور کلی فرایند تهیه تصاویر هیستوپاتولوژی از دو مرحله تشکیل شده است که عبارتند از:

* آماده سازی بافت
* تصویربرداری



شکل 1.6. مراحل تشکیل تصویر هیستوپاتولوژی

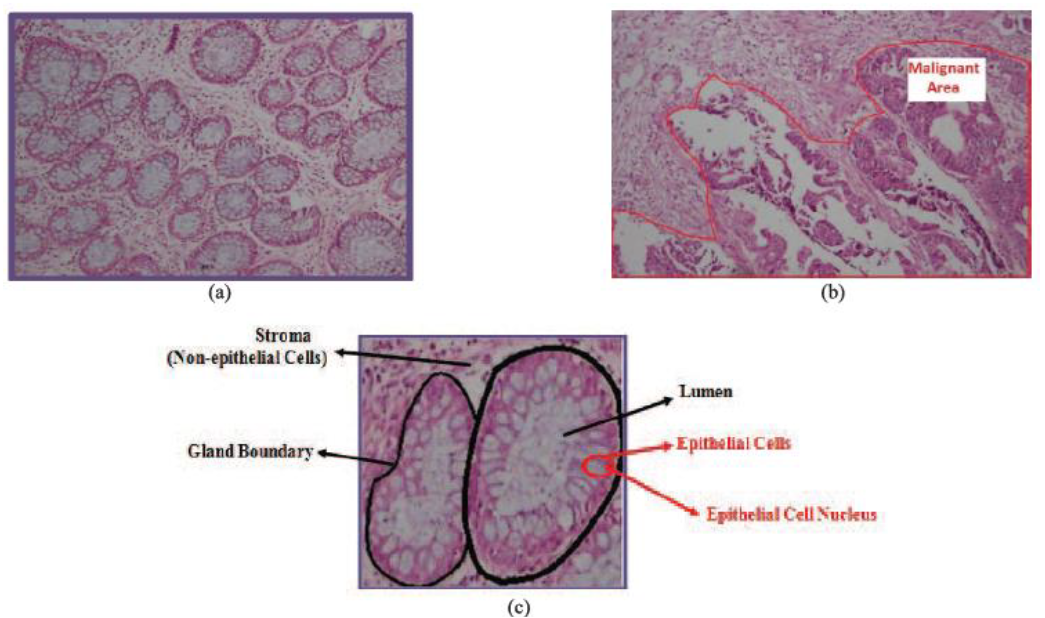
برای حفاظت از بافته ای نمونه برداری شده در برابر تخریب و اینکه ساختارهای سلولی حفظ شوند از مواد شیمیایی جهت پایداری بافت استفاده میشود. معمولترین روش برای پایدار سازی استفاده از فرمالین طبیعی بافر شده 10 % می باشد.

کشف و معالجه سرطان سینه و روده در مراحل اولیه شانس زنده ماندن بیمار را افزایش میدهد. اما از آنجاییکه تعیین دقیق ضایعات در تصاویر پزشکی به دلایل متعددی مانند موقعیت قرارگیری نامناسب بیمار در هنگام تصویربرداری، کوچک بودن ضایعه، متراکم بودن بافت سینه و عوامل موثر دیگر، توسط پزشکان هزینه بر و دارای احتمال خطای بیشتری است سیستم های اتوماتیک به کمک پزشکان در این زمینه آمدند.

تعیین نوع ضایعه (خوشخیم یا بدخیم) بر اساس ویژگی های ظاهری آنها در تصاویر پزشکی حتی برای پزشکان مجرب نیز کاری بسیار پیچیده، سخت و زمانبر است. چرا که همپوشانی قابل توجهی از بافت ها موجب پدیدار شدن ویژگی های مشابهی با تودههای سرطانی میشود که پزشکان را برای تشخیص دقیقتر به نمونهبرداری از بدن بیمار مجاب میکند که عمل نمونهبرداری با مشکلات عمده ای از قبیل ایجاد استرس، اضطراب و ناراحتی در بیماران و صرف هزینه زیاد همراه است. طی تحقیقات انجام شده میزان پیشگویی مثبت در تصاویر ماموگرافی کمتر از 35 % است.

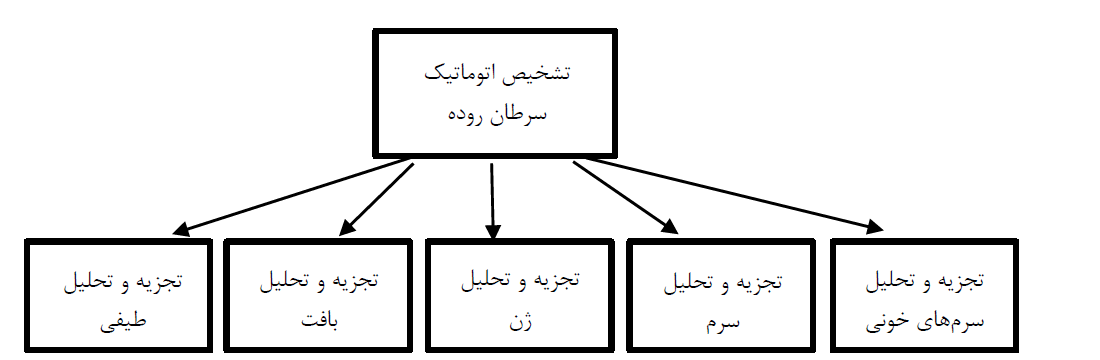
از فاکتورهای دیگر که بازده کار پزشکان را تحت تاثیر قرار میدهد، حجم زیاد دادهها برای آنالیز است. نتایج تحقیقاتی که بر روی سیستمهای تشخیص سرطان در سال های گذشته انجام گرفته است، نشان دهنده آن است که این سیستمها از کارایی و بازده قابل قبولی در محیط واقعی برخوردارند و بایستی روش ها و رویکردهای استفاده شده در آن مورد بررسی قرار گیرد. به همین دلیل طراحی یک سیستم تشخیص به کمک پردازش تصویر و یادگیری عمیق از موارد چالش برانگیز موجود است. در این پژوهش از تکنیک های پردازش تصویر و یادگیری عمیق جهت معرفی یک سیستم خودکار برای تشخیص و طبقه بندی سرطان سینه و روده با استفاده از یادگیری عمیق پرداخته شده است.

روده عملکردهای متنوعی از جمله شکستن ملکولهای بزرگ تا مواد مغذی و جذب آب را شامل میشوند. کولون یکی از اجزای روده بزرگ است و سرطان آن علت اصلی مرگ در دنیای غرب و صنعتی است. به طور سنتی، سرطان روده بزرگ، با استفاده از آنالیز میکروسکوپی نمونه های کیست هیستوپاتولوژی تشخیص داده میشود. در چنین معاینه، آسیب شناسان نمونه های رودهای را در زیر میکروسکوپ برای تشخیص بدخیمی ها مشاهده میکنند و درجه سرطان را بسته به میزان تغییرات سازمانی که در بافت ها مشاهده میکنند، تعیین میکنند. اما، بررسی دستی دارای چند محدودیت است که از جمله آن میتوان به خطای انسانی، محدودیت به محیط آزمایش و در نظر نگرفتن تمام پارامترهای اندازه گیری میباشد. بافت های کولون طبیعی دارای ساختار سازمانی کاملا مشخص هستند. با این حال، این ترتیب در مورد سرطان تغییر میکند. تغییرپذیری معمولا بستگی به مرحله سرطان دارد. مراحل ابتدایی سرطان، سلول های بسیار کمیرا تحریک میکند. بنابراین، تشخیص سخت تر است. از سوی دیگر، مراحل پیشرفته سلول ها را به طور قابل توجهی تغییر میدهند، بنابراین، بافت های طبیعی و بدخیم روده بزرگ است.



شکل 2.6. بافت طبیعی و بد خیم روده

به طور کلی، پنج دسته اصلی از روش های تشخیص سرطان روده بسته به مجموعه داده های اساسی و متد اتخاذ شده وجود دارد. این دسته شامل تجزیه و تحلیل طیفی، تجزیه و تحلیل بافت، تجزیه ژن، تجزیه سرم و تجزیه و تحلیل سرم های خونی است. تکنیک های مبتنی بر تجزیه وتحلیل بافت و چند طیفی برروی تصاویر کار میشود.



شکل3.6. تکنیک های طبقه بندی تصاویر سرطان روده

بررسی میکروسکوپی نمونه های بافت، کار زمانگیر و سختی برای متخصصان هیستوپاتولوژیست است و منجر به تغییر قابل ملاحظه بین مشاهدات در درجه بندی میشود. عدم هماهنگی ویژگی ها در بعضی مناطق نیز به ظرافت تشخیص میافزاید. بنابراین، یک سیستم تشخیص دقیق کامپیوتری برای تشخیص سرطان روده بسیار مطلوب است. طبقهبندی تصویر یکی از تکنیکهای تشخیص کامپیوتری است که میتواند به شناسایی دقیق سرطان روده کمک کند. اما، طبقهبندی تصاویر کولون به علت شدت رنگ مشابه در تصاویر نمونه برداری شده از بافت طبیعی و بدخیم کولون، بسیار مشکل است. در یکی از اولین تکنیک های طبقه بندی تصاویر کولون از ماتریس همبستگی برای اندازهگیری بافت تصویر و ویژگی های محاسباتی بافت، آنتروپی و عدم همبستگی استفاده شده است.

در پژوهش محققان برزیلی، از الگوهای دودویی محلی دایرهای برای طبقهبندی تصاویر نمونهبرداری شده کولون استفاده کردند و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان گوسی برای طبقهبندی، میزان دقت طبقه بندی ٪90 را به دست آوردند. در تحقیقی که در اروپا انجام شد, با استفاده از گراف جستجو خوشه های سفید، صورتی و بنفش از بافت های نمونهبرداری شده استخراج شده و ویژگیهای آنها محاسبه میشود و ضریب خوشه بندی به عنوان قطر گراف درنظر گرفته میشود. و در نهایت با اسفاده از طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان داده های ورودی مورد آزمون قرار داده میشوند. در ادامه با استفاده از همان فرایند ایجاد گراف، یک روش برای تشخیص سرطان روده پیشنهاد شد که به طور خاص نمودارهای مرجع چند تصویر ایجاد شده و درجه شباهت گراف جستجو با این نمودارها مورد بررسی قرار گرفته است. اخیرا چند روش برای طبقهبندی تصاویر نمونهبرداری شده از بافت سرطان روده پیشنهاد شده است که در یکی از این تحقیقات از درصد خوشه ای برای طبقه بندی تصاویر بافت سرطان روده استفاده شده است.

این ویژگی ها با استفاده از تجزیه و تحلیل مولفه های اصلی و سپس به عنوان ورودی به جنگل های تصادفی، جنگل های چرخش و طبقه بندیهای تقویت چرخش برای طبقه بندی تصاویر به دسته های نرمال و بدخیم داده میشود. در پژوهش بعدی با استفاده از روش هیستوگرام برای بهبود کیفیت تصویر و استفاده از مولفه های رنگی برای استخراج ویژگی با کمک تبدیل هارالیک و طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان به دقت خوبی در زمینه طبقه بندی سرطان روده دست یافتند. در مطالعه دیگری، آنها ویژگیهای هندسی را پیشنهاد دادند تا ماهیت بیضوی سلول های اپیتلیالی را برای طبقه بندی تصاویر بافت کولون بهتر تعیین کنند.

امروزه فرایندهای مختلفی برای یادگیری عمیق و جدایی ناپذیر در توسعه ابزارهای هوش مصنوعی در دستگاه گوارش، به ویژه در فن آوری های تصویربرداری قابل مشاهده است.

ابزارهای هوش مصنوعی از الگوریتم های تخصصی برای آموزش و انجام کارهایی مانند طبقه بندی و بهبود تصویر، تشخیص یا پیش بینی نتایج استفاده می کنند. این شبکه های عمیق، تصاویر را برای یادگیری به صورت تکراری تجزیه و تحلیل می کنند و با استفاده مداوم، آنها هوشمندتر می شوند. در همین راستا تشخیص بافت سرطانی روده با استفاده از هوش مصنوعی امری بسیار مهم و ضروری است که باید بدان توجه گردد.

مقاله ای که در سال 2012 در آندوسکوپی منتشر شد، حاکی از آن است که در طی کولونوسکوپی تا 25٪ از پولیپ ها از دست می رود. عوامل مرتبط با این خطاها شامل زمان خروج، کیفیت آماده سازی و متغیرهای خاص آندوسکوپیست، از جمله میزان پوشش بصری شده و توانایی تشخیص پولیپ های تخت است. نشان داده شده است که سیستم های تشخیص پولیپ با کمک رایانه با استفاده از یادگیری عمیق، توانایی آندوسکوپیست ها را در تشخیص پولیپ ها و کمک به خصوصیات آنها در طی غربالگری معمول و کولونوسکوپی نظارتی افزایش می دهد.

در مقاله ای که در سال 2019 در گات منتشر شد، محققان به طور آینده نگر تأثیر سیستم تشخیص پولیپ را با استفاده از رایانه و هوش مصنوعی بر اساس یادگیری عمیق بر میزان تشخیص پولیپ و میزان تشخیص آدنوم (ADR) بررسی کردند.

بسیاری از پولیپ های اضافی شناسایی شده، کوچک بودند، بنابراین ارتباط بالینی مطالعه را محدود می کنند. طبق گفته Nayantara Coelho Prabhu، MBBS، ابزارهای یادگیری عمیق هوش مصنوعی ممکن است به ویژه در تشخیص انواع خاصی از پولیپ ها مانند ضایعات صاف و دندانه دار که معمولاً توسط آندوسکوپیست ها فراموش می شوند، مفید باشند.

تشخیص بافت سرطانی روده با استفاده از هوش مصنوعی در بیماران مبتلا به بیماری التهابی روده یکی دیگر از موارد موثر به دلیل مشکلات مرتبط با تشخیص پولیپ در بیماران مبتلا به التهاب مخاط است. از آنجا که IBD خطر ابتلا به سرطان روده بزرگ را در فرد افزایش می دهد، کاربرد بالقوه AI برای افزایش تشخیص پولیپ در این بیماران بسیار هیجان انگیز است.

هنگامی که آنها در مورد تصاویر کافی آموزش ببینند، سیستم های AI می توانند به متخصصان گوارش کمک کنند تا مناطق با خطر بالاتر دیسپلازی و تغییرات پرینئوپلاستیک را در روده بزرگ شناسایی کنند.

خصوصیات پولیپ ها، به عنوان ضایعات آدنوماتوز یا دندانه دار در مقابل ضایعات هیپرپلاستیک خوش خیم، از ویژگی های مهم سیستم های AI موجود در حال حاضر است. این تمایز از آن جهت مهم است که خطر سرطان روده بزرگ در بیمار و فواصل نظارت را تعیین می کند. ابزار موجود در حال حاضر برای طبقه بندی هنوز کامل نشده است، اما پتانسیل پیشرفت آن در آینده را نشان می دهد.

فناوری های جدیدترتشخیص بافت سرطانی روده با استفاده از هوش مصنوعی در حال ظهور هستند که ممکن است بتوانند به متخصصان آندوسکوپی کمک کنند تا عمق حمله زیر مخاطی به قسمت های مختلف ضایعه را تعیین کنند. اطلاعات ارائه شده توسط این ابزارها می تواند به متخصصان آندوسکوپی کمک کند تا تشخیص دهند که آیا برای برداشتن کامل ضایعه، در مقابل شکاف عمیق زیر مخاطی لازم است یا خیر.

می توان هوش مصنوعی را آموزش داد تا به متخصصان آندوسکوپی کمک کند تا حاشیه پولیپ ها را شناسایی کنند که شناسایی آنها گاهی اوقات دشوار است، به ویژه در ضایعات گسترش یافته جانبی. آموزش هوش مصنوعی در مورد تصاویر مختلف با نور، فیلتر، دقت و ویژگی ابزار را بهبود می بخشد و با یادگیری عمیق، سیستم های هوش مصنوعی تا زمانی که در حال اجرا هستند، برای بهبود و ارائه نتایج دقیق تر، به یادگیری ادامه می دهند.

ابزارهای هوش مصنوعی را می توان برای انجام کارهای زیر آموزش داد:

پولیپ ها را قبل از برداشتن مشخص کرده و بافت پرنوئوپلاستیک باقیمانده را شناسایی کنید تا برداشت کامل بافت آدنوماتوز را که برای جلوگیری از عود مجدد لازم است را مشاهده کنید.

کیفیت آزمون ها را استاندارد کرده و فواصل دقیق پیگیری را بررسی کنید

بیمارانی را که بیشتر در معرض خطر عوارض حین برداشتن هستند، از جمله خونریزی، عوارض قلبی تنفسی و سوراخ شدن را شناسایی کنید

امروزه بسیاری از کلینیک های مرتبط در این حوزه، برای توسعه و تشخیص بافت سرطانی روده با استفاده از هوش مصنوعی از موقعیت مناسبی برخوردار هستند. داشتن مجموعه داده های کاملاً حاشیه نویسی شده که می تواند برای آموزش ابزارهای هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گیرد، یک مولفه اساسی در ساخت ابزارهای موثر و دقیق هوش مصنوعی است.

در حال حاضر امروزه بسیاری از پزشکان بر استفاده از هوش مصنوعی برای کمک به شناسایی دقیق محل پولیپ و سرطان در روده بزرگ برای کمک به جراحان در مواردی که نیاز به برداشتن دارد و همچنین بهبود اقدامات نظارتی، به ویژه هنگامی که این ضایعات به روش آندوسکوپی برداشته شوند، متمرکز هستند.

محققان همچنین در حال انجام آزمایشات بالینی شامل تکنیک های پیشرفته تصویربرداری، از جمله استفاده از ابزار AI و تصویربرداری از نور، تصویربرداری از باند باریک و آندوسکوپی کپسول روده بزرگ هستند. پیش بینی شده تا پنج سال آینده به طور منظم از ابزارهای AI برای هدایت آندوسکوپی (از جمله کولونوسکوپی)، ازوفاگاگاسترودودنوسکوپی، انتروسکوپی کپسول، سونوگرافی آندوسکوپی و کلانژیوپانکراتوگرافی آندوسکوپی در محیط بالینی استفاده شود.

همچنین انتظار می رود از هوش مصنوعی برای بهینه سازی زمانبندی، برای افزایش تشخیص و هدایت نظارت استفاده شود. به طور کلی، پیشرفت های حاصل از یادگیری مبتنی بر هوش مصنوعی می تواند به پزشک کمک کند بهترین گزینه درمانی را برای هر بیمار تعیین کند و این توانایی آن ها را در ارائه روش های درمانی کاملاً منحصر به فرد به بیماران افزایش می دهد.

امروزه، سازمان غذا و داروی ایالات متحده مجاز به بازاریابی GI Genius، اولین دستگاهی است که از هوش مصنوعی مبتنی بر یادگیری ماشین برای کمک به پزشکان در تشخیص بافت سرطانی روده با استفاده از هوش مصنوعی استفاده می کند. هوش مصنوعی این امکان را دارد که مراقبت های بهداشتی را برای کمک بهتر به ارائه دهندگان خدمات بهداشتی و بهبود مراقبت از بیمار تغییر دهد.

وقتی هوش مصنوعی با غربالگری های سنتی یا روش های نظارتی ترکیب شود، می تواند به پیدا کردن مشکلات در اوایل، زمانی که درمان آنها آسان تر است، کمک کند. در طول غربالگری سرطان روده بزرگ، ضایعات از دست رفته حتی برای پزشکان متخصص آموزش دیده می تواند یک مشکل باشد. امروزه با مجوز FDA از این دستگاه، پزشکان اکنون ابزاری دارند که می تواند به بهبود توانایی آنها در تشخیص ضایعات دستگاه گوارش که از دست داده اند، کمک کند.

طبق گزارش موسسه ملی بهداشت، سرطان روده بزرگ سومین علت مرگ و میر ناشی از سرطان در ایالات متحده است. سرطان روده بزرگ معمولاً از پولیپ یا سایر رشد های پیش سرطانی در راست روده یا روده بزرگ (روده بزرگ) شروع می شود.

به عنوان بخشی از طرح غربالگری و نظارت بر سرطان روده بزرگ، پزشکان کلونوسکوپی را برای تشخیص تغییرات یا ناهنجاری های پوشش روده بزرگ و راست روده انجام می دهند. کولونوسکوپی شامل استفاده از آندوسکوپ (یک لوله نازک و قابل انعطاف با یک دوربین در انتهای آن)، از طریق راست روده و در کل طول روده بزرگ است و به یک پزشک بالینی اجازه می دهد علائم سرطان یا ضایعات پیش سرطانی را ببیند.

GI Genius از سخت افزار و نرم افزاری تشکیل شده است که برای برجسته کردن قسمت هایی از روده بزرگ در جایی که دستگاه ضایعه بالقوه را تشخیص می دهد، طراحی شده است. این نرم افزار از تکنیک های الگوریتم هوش مصنوعی برای شناسایی مناطق مورد علاقه استفاده می کند. در طی کولونوسکوپی، سیستم GI Genius مارکرهایی را تولید می کند که شبیه مربع های سبز هستند و با صدای کوتاه و کم حجم همراه هستند و با شناسایی ضایعه بالقوه، آنها را از دوربین آندوسکوپ بر روی فیلم سوار می کند. این علائم به پزشک معالج سیگنال می دهند که ممکن است به ارزیابی بیشتری نیاز باشد، مانند معاینه دقیق بصری، نمونه برداری از بافت، آزمایش یا برداشتن، یا از بین بردن (سوزاندن) ضایعه. GI Genius به گونه ای طراحی شده است که با بسیاری از سیستم های آندوسکوپی تصویری استاندارد FDA سازگار است.

استفاده از این دستگاه منجر به انجام بیوپسی بیشتر می شود، هیچ گونه عارضه جانبی با بیوپسی های اضافی مانند سوراخ شدن، عفونت یا خونریزی گزارش نشده است. با این حال، افزایش کمی در تعداد ضایعات، نمونه برداری شده که آدنوم نبوده است. هدف GI Genius برای توصیف یا طبقه بندی ضایعه و جایگزینی نمونه گیری آزمایشگاهی به عنوان وسیله تشخیص نیست. این دستگاه هیچ ارزیابی تشخیصی از آسیب شناسی پولیپ روده بزرگ و همچنین نحوه مدیریت پولیپ های مشکوک را به پزشک ارائه نمی دهد. GI Genius فقط مناطقی از روده بزرگ را در قسمت دید آندوسکوپ که ممکن است یک پولیپ روده بزرگ باشد، شناسایی می کند و به این ترتیب امکان بررسی بیشتر در زمان واقعی در طول کولونوسکوپی فراهم می شود. این که آیا منطقه شناسایی شده واقعاً شامل یک ضایعه مشکوک است و چگونگی مدیریت و پردازش ضایعه بر اساس اقدامات و دستورالعمل های بالینی استاندارد، بر عهده پزشک بالینی است.FDA GI Genius را می توان از طریق مسیر بازاریابی بازار نوین De Novo بررسی کرد، یک مسیر نظارتی برای برخی از دستگاه های کم خطر تا متوسط ​​که جدید هستند و هیچ دستگاه اصلی قانونی به بازار عرضه نشده است که دستگاه بتواند برابری قابل توجهی داشته باشد.

سرطان روده بزرگ، سومین نوع سرطان در مردان و زنان است. در صورت تشخیص به موقع قابل درمان است. تکنیکی که معمولاً برای تشخیص سرطان روده بزرگ استفاده می شود کولونوسکوپی است که در آن پرسنل پزشکی که به بیمار مراجعه می کنند که شامل، پزشک، متخصص گوارش یا آنکولوژیست است، تصویر بدست آمده از روده بزرگ را به صورت بصری بررسی می کنند و سپس در مورد تشخیص بافت سرطانی روده با استفاده از هوش مصنوعی با هم مشورت هایی را به عمل می آورند.

در روش دستی برای بررسی کولونوسکوپی، ممکن است گاهی اوقات منجر به تشخیص اشتباه شود که باید در این موارد پزشک دقت کافی داشته باشد. در حال حاضر، در حین معاینه، پزشکان وجود رشد غیر طبیعی بافت (پولیپ) را بررسی می کنند و ویژگی های آنها از جمله شکل، ساختار سطح و کانتور را مطالعه می کنند تا آنها را در دسته های مختلف (نئوپلاستیک و غیر نئوپلاستیک) طبقه بندی کنند. تیم پزشکی، شکل، بافت و اجزای رنگ را از طریق الگوریتم های هوش مصنوعی با استفاده از فیلترهای مختلف استخراج و بررسی می کنند.

محققان دانشگاه تولین دریافته‌اند که هوش مصنوعی می‌تواند سرطان روده بزرگ را با آنالیز اسکن‌های بافتی به خوبی و یا حتی بهتر از پاتولوژیست‌ها (آسیب‌شناسان) تشخیص دهد. این محققان بیش از ۱۳۰۰۰ تصویر از سرطان روده بزرگ را از ۸۸۰۳ بیمار و ۱۳ مرکز مستقل سرطان در چین، آلمان و ایالات متحده جمع آوری کرده‌اند. سپس، با استفاده از این تصاویر، یک برنامه یادگیری ماشینی ساخته‌اند. این برنامه می تواند سرطان روده بزرگ را که بر اساس آمار، یکی از شایع ترین علل مرگ و میر در اروپا و ایالات متحده است را با امتیاز ۰.۹۸، تشخیص دهد. این در حالی است که دقت تشخیص پاتولوژیست‌ها ۰.۹۶ امتیاز گرفته است. دانشمندان در مقالات تحقیقاتی خود که در گزارش های علمی منتشر شده است، خاطرنشان کردند، برای ارزیابی قدرت سیستم خود، کار خود را با چهار مدل یادگیری عمیق کلاسیک مقایسه کردند و نتیجه کار خود را بهتر از دیگران دانستند. الگوریتم هوش مصنوعی می تواند به راحتی با روش های فعلی تشخیص که یک USP قابل توجه برای این کار است، ادغام شود. تیم تحقیق کننده از نتایج کارخود هیجان زده هستند و معتقدند که کار آنها تأثیر جهانی در تشخیص سرطان روده بزرگ دارد و می تواند موفقیت آمیز باشد[147-154].

# فصل ششم جمع‌بندي و نتيجه‌گيري و پیشنهادات

## 1.7. جمع بندی و نتیجه گیری

## سرطان یک چالش مهم در سلامت عمومی برای دنیای امروز است. تشخیص سرطان بر اساس تصاویری که توسط یک میکروسکوپ استخراج شده است، فرایند سخت، وقت گیر و مستعد خطاست که در حال حاضر تقریبا به طور انحصاری توسط متخصصان انجام میشود. در سال های اخیر علاقه زیادی به توسعه تکنیک های محاسباتی ایجاد شده است، که میتواند تصاویر میکروسکوپی را به طور خودکار طبقه بندی کند و به کاهش بیماری ها مانند سرطان، سریعتر، ارزانتر و با دقت بیشتری کمک کند. تشخیص زود هنگام، تنها راه موثر در کاهش آمار افراد مبتلا به سرطان روده است. تشخیص و طبقه بندی تصاویر پزشکی یک کار چالش برانگیز است. الگوریتم های یادگیری عمیق، مخصوصا شبکه های عصبی کانولوشن به سرعت در حال تبدیل به یک روش برای تحلیل تصاویر پزشکی است. یادگیری عمیق یکی از زیر شاخه های یادگیری ماشین است که هدف آن یاد گرفتن چکیدهای سطح بالا از داده ها با استفاده از معماری های سلسله مراتبی بوده

## 2.7. ارائه یک مدل کاربردی

## مرحله اول: جمع آوری نمونه ای

## یکی از مهمترین عوامل در شناسایی سرطان روده بزرگ، تشخیص نشانگرهای بیوشیمیایی در خون است. در این تحقیق، بیوسنسورهایی که با خون تعامل دارند، انتخاب شده اند. دو نوع بیوسنسور مورد استفاده در این تحقیق بررسی شده است:

## بیوسنسورهای اختصاصی سرطان روده بزرگ

## مرحله دوم: پردازش سیگنال با استفاده از یادگیری ماشین

## در این مرحله، سیگنال‌هایی که توسط بیوسنسور جمع آوری شده اند، پردازش می‌شوند و مدل یادگیری ماشین برای تشخیص مورد سرطان روده بزرگ ایجاد می‌شود. برخی از روش‌های مورد استفاده برای پردازش سیگنال عبارتند از:

## پردازش تصویر کانونی برای بازیابی تصویر و حذف نویز سیگنال.

## تحلیل مربعی نوسانی برای تبدیل موجک سیگنال.

## شبکه عصبی برای تشخیص التهاب پیک.

## مرحله سوم: تشخیص مورد بیمار

## در این مرحله، با استفاده از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین، مدل تشخیص عوارض سرطانی تشخیص داده می‌شود. یکی از الگوریتم‌های معمول استفاده شده در این مرحله، شامل الگوریتم SVM است. برای بالا بردن دقت تشخیص، می‌توان از آموزش مجدد مدل با داده‌های بیشتر استفاده کرد.

## درنهایت، با استفاده از روش‌های فوق با استفاده از بیوسنسورها و یادگیری ماشین، مدل تشخیص سرطان روده بزرگ به دست می‌آید که به دقت بالاتری دارد و می‌تواند به پزشکان در تشخیص سرطان روده بزرگ در مراحل اولیه کمک کند.

## 3.7. جمع بندی و نتیجه گیری

سرطان روده بزرگ یکی از پرخطرترین بیماری‌های سرطانی است که در جوامع توسعه یافته، با بیش از ۴۵،۰۰۰ مورد جدید در آمریکا و بیش از ۱۰،۰۰۰ مورد در اروپا هر ساله دیده شده است. روش‌های متعددی برای تشخیص سرطان روده بزرگ وجود دارد، از جمله کولونوسکوپی، بررسی فضایی فعالیت اینترنتی و مطالعات MRI و CT با این حال، همه این روش‌ها با محدودیت‌های خود مواجه به سر می‌برند، از جمله هزینه بالا، عدم دقت بالا، یا نیاز به تجربه بالای پزشکان. با توجه به همه این محدودیت‌ها، روش‌های جدید برای تشخیص سرطان روده بزرگ به وجود آمده است، از جمله استفاده از بیوسنسورهای نانوذره‌ای و یادگیری ماشین. در اینجا، یک مدل کاربردی برای تشخیص سرطان روده بزرگ با بیوسنسورها و یادگیری ماشین ارائه می‌شود که می‌تواند دقت تشخیص بالاتری در مقایسه با روش‌های دیگر داشته باشد. شبکه های عمیق نوعی از روش های یادگیری هستند که قابلیت مدل کردن روابط سطح بالای موجود در داده ها را دارند. یکی از پرکاربردترین انواع شبکه های عمیق، شبکه های پیچشی یا کانولوشنی هستند که با بهره گیری از لایه های کانولوشن بـر روی تصـاویر قادر به مدل کردن وابستگی های مکانی در آنها هستند. ارزیابی و تحلیل روش های تشخیص غیر تهاجمی و زودهنگام سرطان زوده و امکان ارائه یک مدل کاربردی جهت شناسایی سرطان در این مطالعه مورد مطالعه قرار گرفت.

# منابع و مراجع

1. Granados-Romero, J.J., et al., *Colorectal cancer: a review.* International Journal of Research in Medical Sciences, 2017. **5**(11).

2. Siegel, R.L., et al., *Colorectal cancer statistics, 2020.* CA Cancer J Clin, 2020. **70**(3): p. 145-164.

3. Song, L.L. and Y.M. Li, *Current noninvasive tests for colorectal cancer screening: An overview of colorectal cancer screening tests.* World J Gastrointest Oncol, 2016. **8**(11): p. 793-800.

4. Tyagi, H., et al., *Non-Invasive Detection and Staging of Colorectal Cancer Using a Portable Electronic Nose.* Sensors (Basel), 2021. **21**(16).

5. Noothalapati, H., K. Iwasaki, and T. Yamamoto, *Non-invasive diagnosis of colorectal cancer by Raman spectroscopy: Recent developments in liquid biopsy and endoscopy approaches.* Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc, 2021. **258**: p. 119818.

6. Jain, S., et al., *Optimal Strategies for Colorectal Cancer Screening.* Curr Treat Options Oncol, 2022. **23**(4): p. 474-493.

7. Zhu, M., et al., *Near-infrared cyanine-based sensor for Fe3+ with high sensitivity: its intracellular imaging application in colorectal cancer cells.* RSC Advances, 2016. **6**(103): p. 100759-100764.

8. Bachor, H.-A. and T.C. Ralph, *A guide to experiments in quantum optics*. 2019: John Wiley & Sons.

9. Autere, A., et al., *Nonlinear optics with 2D layered materials.* Advanced Materials, 2018. **30**(24): p. 1705963.

10. Zhou, Y., et al., *Flat optics for image differentiation.* Nature Photonics, 2020. **14**(5): p. 316-323.

11. Newell, A., *Nonlinear optics*. 2018: CRC Press.

12. Lu, P., et al., *Distributed optical fiber sensing: Review and perspective.* Applied Physics Reviews, 2019. **6**(4): p. 041302.

13. Huang, C., et al., *Detecting, extracting, and monitoring surface water from space using optical sensors: A review.* Reviews of Geophysics, 2018. **56**(2): p. 333-360.

14. Prabowo, B.A., A. Purwidyantri, and K.-C. Liu, *Surface plasmon resonance optical sensor: A review on light source technology.* Biosensors, 2018. **8**(3): p. 80.

15. Hosseini, S., et al., *BioMEMS*. 2019, Springer.

16. Forbes, A., M. de Oliveira, and M.R. Dennis, *Structured light.* Nature Photonics, 2021. **15**(4): p. 253-262.

17. Patsyk, A., et al., *Observation of branched flow of light.* Nature, 2020. **583**(7814): p. 60-65.

18. Sanchez de Miguel, A., et al., *The nature of the diffuse light near cities detected in nighttime satellite imagery.* Scientific reports, 2020. **10**(1): p. 7829.

19. Ganiev, A.G. *The Corpuscular Theory of Light." The Corpuscular Nature of Light" Mind Map*. in *Педагогика И Современное Образование: Традиции, Опыт И Инновации*. 2021.

20. Lamb, T. and J. Bourriau, *Colour: art and science*. Vol. 7. 2020: Cambridge University Press.

21. Lavin, S., *What Color Is It Now?* Perspecta, 2016. **35**: p. 98-111.

22. Gombrich, E.H., *Art and illusion*. 2020: Pantheon Books New York.

23. Nassau, K., *Color for science, art and technology*. 2023: Elsevier.

24. Deville, B., et al., *See color: Seeing colours with an orchestra.* Human Machine Interaction: Research Results of the MMI Program, 2019: p. 251-279.

25. Ludwig, P.E., R. Jessu, and C.N. Czyz, *Physiology, Eye*, in *StatPearls*. 2022, StatPearls Publishing.

26. del Barrio, J. and C. Sánchez‐Somolinos, *Light to shape the future: from photolithography to 4D printing.* Advanced Optical Materials, 2019. **7**(16): p. 1900598.

27. Cox, M.A., et al., *Structured light in turbulence.* IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2020. **27**(2): p. 1-21.

28. Welleman, I.M., et al., *Photoresponsive molecular tools for emerging applications of light in medicine.* Chemical Science, 2020. **11**(43): p. 11672-11691.

29. Police, S.B., *Seeing Color.* Academic Medicine, 2023. **98**(1): p. 56.

30. Flotte, T.J. and L.D. Cornell, *Color Vision Deficiency Survey in Anatomic Pathology.* American journal of clinical pathology, 2022. **158**(4): p. 516-520.

31. Recio-Boiles, A. and B. Cagir, *Colon cancer*, in *StatPearls [Internet]*. 2021, StatPearls Publishing.

32. Wu, C., *Systemic therapy for colon cancer.* Surgical Oncology Clinics, 2018. **27**(2): p. 235-242.

33. Garrett, W.S., *The gut microbiota and colon cancer.* Science, 2019. **364**(6446): p. 1133-1135.

34. Buikhuisen, J.Y., A. Torang, and J.P. Medema, *Exploring and modelling colon cancer inter-tumour heterogeneity: opportunities and challenges.* Oncogenesis, 2020. **9**(7): p. 66.

35. Ahmed, M., *Colon cancer: a clinician’s perspective in 2019.* Gastroenterology research, 2020. **13**(1): p. 1-10.

36. Sharifikia, I., et al., *Health belief model-based intervention on women's knowledge and perceived beliefs about warning signs of cancer.* Asia-Pacific journal of oncology nursing, 2019. **6**(4): p. 431-439.

37. Bhandari, V., et al., *Molecular landmarks of tumor hypoxia across cancer types.* Nature genetics, 2019. **51**(2): p. 308-318.

38. Boddy, A.M., et al., *Lifetime cancer prevalence and life history traits in mammals.* Evolution, medicine, and public health, 2020. **2020**(1): p. 187-195.

39. McNeely, E., et al., *Cancer prevalence among flight attendants compared to the general population.* Environmental Health, 2018. **17**(1): p. 1-9.

40. Abbas, Z. and S. Rehman, *An overview of cancer treatment modalities.* Neoplasm, 2018. **1**: p. 139-157.

41. Miller, K.D., et al., *Cancer treatment and survivorship statistics, 2019.* CA: a cancer journal for clinicians, 2019. **69**(5): p. 363-385.

42. Schwingshackl, L., et al., *Food groups and risk of colorectal cancer.* International journal of cancer, 2018. **142**(9): p. 1748-1758.

43. Fiolet, T., et al., *Consumption of ultra-processed foods and cancer risk: results from NutriNet-Santé prospective cohort.* bmj, 2018. **360**.

44. Peters, K.M., et al., *Selenoproteins in colon cancer.* Free Radical Biology and Medicine, 2018. **127**: p. 14-25.

45. Drago, L., *Probiotics and colon cancer.* Microorganisms, 2019. **7**(3): p. 66.

46. Pacal, I., et al., *A comprehensive review of deep learning in colon cancer.* Computers in Biology and Medicine, 2020. **126**: p. 104003.

47. Hernández-Luna, M.A., S. Lopez-Briones, and R. Luria-Pérez, *The four horsemen in colon cancer.* Journal of Oncology, 2019. **2019**.

48. Pan, P., J. Yu, and L.-S. Wang, *Colon cancer: what we eat.* Surgical Oncology Clinics, 2018. **27**(2): p. 243-267.

49. Su, Y., et al., *Colon cancer diagnosis and staging classification based on machine learning and bioinformatics analysis.* Computers in Biology and Medicine, 2022. **145**: p. 105409.

50. Malki, A., et al., *Molecular mechanisms of colon cancer progression and metastasis: recent insights and advancements.* International journal of molecular sciences, 2020. **22**(1): p. 130.

51. Sobrero, A., et al., *FOLFOX or CAPOX in stage II to III colon cancer: efficacy results of the Italian three or six colon adjuvant trial.* J Clin Oncol, 2018. **36**(15): p. 1478-1485.

52. Wender, R.C., et al., *A blueprint for cancer screening and early detection: Advancing screening’s contribution to cancer control.* CA: a cancer journal for clinicians, 2019. **69**(1): p. 50-79.

53. Ginsburg, O., et al., *Breast cancer early detection: A phased approach to implementation.* Cancer, 2020. **126**: p. 2379-2393.

54. Borkowski, A.A., et al., *Lung and colon cancer histopathological image dataset (lc25000).* arXiv preprint arXiv:1912.12142, 2019.

55. Purohit, B., et al., *Biosensor nanoengineering: Design, operation, and implementation for biomolecular analysis.* Sensors International, 2020. **1**: p. 100040.

56. Sireesha, M., et al., *A review on carbon nanotubes in biosensor devices and their applications in medicine.* Nanocomposites, 2018. **4**(2): p. 36-57.

57. Peña-Bahamonde, J., et al., *Recent advances in graphene-based biosensor technology with applications in life sciences.* Journal of nanobiotechnology, 2018. **16**: p. 1-17.

58. Morales, M.A. and J.M. Halpern, *Guide to selecting a biorecognition element for biosensors.* Bioconjugate chemistry, 2018. **29**(10): p. 3231-3239.

59. Ni, J., et al., *A coenzyme-free biocatalyst for the value-added utilization of lignin-derived aromatics.* Journal of the American Chemical Society, 2018. **140**(47): p. 16001-16005.

60. Bae, J., et al., *Valorization of C1 gases to value-added chemicals using acetogenic biocatalysts.* Chemical Engineering Journal, 2022. **428**: p. 131325.

61. Coulet, P.R., *What is a Biosensor?* Biosensor principles and applications, 2019: p. 1-6.

62. Salek-Maghsoudi, A., et al., *Recent advances in biosensor technology in assessment of early diabetes biomarkers.* Biosensors and Bioelectronics, 2018. **99**: p. 122-135.

63. Coulet, P.R. and L.J. Blum, *Biosensor principles and applications*. 2019: CRC Press.

64. Knopf, G.K. and A.S. Bassi, *Smart biosensor technology*. 2018: CRC press.

65. Haleem, A., et al., *Biosensors applications in medical field: A brief review.* Sensors International, 2021. **2**: p. 100100.

66. Afsahi, S., et al., *Novel graphene-based biosensor for early detection of Zika virus infection.* Biosensors and Bioelectronics, 2018. **100**: p. 85-88.

67. Xu, D., et al., *Automatic smartphone-based microfluidic biosensor system at the point of care.* Biosensors and Bioelectronics, 2018. **110**: p. 78-88.

68. Hosseini, S., et al., *BioMEMS: Biosensing Applications*. 2020: Springer Nature.

69. Dai, Y., et al., *Exploring the trans‐cleavage activity of CRISPR‐Cas12a (cpf1) for the development of a universal electrochemical biosensor.* Angewandte Chemie, 2019. **131**(48): p. 17560-17566.

70. Yang, F., et al., *Framework-nucleic-acid-enabled biosensor development.* ACS sensors, 2018. **3**(5): p. 903-919.

71. Hossain, G.S., et al., *Genetic biosensor design for natural product biosynthesis in microorganisms.* Trends in biotechnology, 2020. **38**(7): p. 797-810.

72. Baronas, R., F. Ivanauskas, and J. Kulys, *Mathematical modeling of biosensors*. 2021: Springer.

73. Do, M.H., et al., *Microbial fuel cell-based biosensor for online monitoring wastewater quality: a critical review.* Science of The Total Environment, 2020. **712**: p. 135612.

74. Kou, X., et al., *Smartphone-assisted robust enzymes@ MOFs-based paper biosensor for point-of-care detection.* Biosensors and Bioelectronics, 2020. **156**: p. 112095.

75. Choi, R.Y., et al., *Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning.* Translational Vision Science & Technology, 2020. **9**(2): p. 14-14.

76. Westphal, E. and H. Seitz, *A machine learning method for defect detection and visualization in selective laser sintering based on convolutional neural networks.* Additive Manufacturing, 2021. **41**: p. 101965.

77. Sambasivam, G. and G.D. Opiyo, *A predictive machine learning application in agriculture: Cassava disease detection and classification with imbalanced dataset using convolutional neural networks.* Egyptian informatics journal, 2021. **22**(1): p. 27-34.

78. Khan, W.A., et al., *Machine learning facilitated business intelligence (Part I) Neural networks learning algorithms and applications.* Industrial Management & Data Systems, 2020. **120**(1): p. 164-195.

79. Sirsat, M.S., E. Fermé, and J. Câmara, *Machine learning for brain stroke: a review.* Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases, 2020. **29**(10): p. 105162.

80. Sakai, K. and K. Yamada, *Machine learning studies on major brain diseases: 5-year trends of 2014–2018.* Japanese journal of radiology, 2019. **37**: p. 34-72.

81. Todorov, M.I., et al., *Machine learning analysis of whole mouse brain vasculature.* Nature methods, 2020. **17**(4): p. 442-449.

82. Shen, L. and P.M. Thompson, *Brain imaging genomics: integrated analysis and machine learning.* Proceedings of the IEEE, 2019. **108**(1): p. 125-162.

83. Gilpin, W., Y. Huang, and D.B. Forger, *Learning dynamics from large biological data sets: machine learning meets systems biology.* Current Opinion in Systems Biology, 2020. **22**: p. 1-7.

84. Vijayakumar, T., *Classification of brain cancer type using machine learning.* Journal of Artificial Intelligence, 2019. **1**(02): p. 105-113.

85. Uzun Ozsahin, D., et al., *Mathematical Assessment of Machine Learning Models Used for Brain Tumor Diagnosis.* Diagnostics, 2023. **13**(4): p. 618.

86. Saxena, D., et al., *Blood brain barrier permeability prediction using machine learning techniques: an update.* Current pharmaceutical biotechnology, 2019. **20**(14): p. 1163-1171.

87. Sone, D. and I. Beheshti, *Clinical application of machine learning models for brain imaging in epilepsy: a review.* Frontiers in Neuroscience, 2021. **15**: p. 684825.

88. Wang, W., et al., *A systematic review of machine learning models for predicting outcomes of stroke with structured data.* PloS one, 2020. **15**(6): p. e0234722.

89. Feng, R., et al., *Deep learning guided stroke management: a review of clinical applications.* Journal of neurointerventional surgery, 2018. **10**(4): p. 358-362.

90. Swinburne, N.C., et al., *Machine learning for semiautomated classification of glioblastoma, brain metastasis and central nervous system lymphoma using magnetic resonance advanced imaging.* Annals of translational medicine, 2019. **7**(11).

91. Vatansever, S., et al., *Artificial intelligence and machine learning‐aided drug discovery in central nervous system diseases: State‐of‐the‐arts and future directions.* Medicinal research reviews, 2021. **41**(3): p. 1427-1473.

92. Singh, J. and R. Banerjee. *A study on single and multi-layer perceptron neural network*. in *2019 3rd International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*. 2019. IEEE.

93. Joshi, A.V., *Perceptron and neural networks*, in *Machine learning and artificial intelligence*. 2022, Springer. p. 57-72.

94. Fuchs, J., R. Weigel, and M. Gardill. *Single-snapshot direction-of-arrival estimation of multiple targets using a multi-layer perceptron*. in *2019 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM)*. 2019. IEEE.

95. Weissbart, L. *Performance analysis of multilayer perceptron in profiling side-channel analysis*. in *Applied Cryptography and Network Security Workshops: ACNS 2020 Satellite Workshops, AIBlock, AIHWS, AIoTS, Cloud S&P, SCI, SecMT, and SiMLA, Rome, Italy, October 19–22, 2020, Proceedings 18*. 2020. Springer.

96. Singh, S., S. Kumar, and S.K. Ghosh, *Development of a unique multi-layer perceptron neural architecture and mathematical model for predicting thermal conductivity of distilled water based nanofluids using experimental data.* Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects, 2021. **627**: p. 127184.

97. Goi, E., et al., *Nanoprinted high-neuron-density optical linear perceptrons performing near-infrared inference on a CMOS chip.* Light: Science & Applications, 2021. **10**(1): p. 40.

98. Tyas, D.A., et al., *Erythrocyte Classification using Multi-Layer Perceptron, Naïve Bayes Classifier, RBF Network and SVM.* Int. J. Eng. Advance Technol., 2019. **9**(2): p. 2024-2028.

99. Turkoglu, B. and E. Kaya, *Training multi-layer perceptron with artificial algae algorithm.* Engineering Science and Technology, an International Journal, 2020. **23**(6): p. 1342-1350.

100. Silva, F., et al., *Perceptrons from memristors.* Neural Networks, 2020. **122**: p. 273-278.

101. Sharma, K., et al., *Trainability of dissipative perceptron-based quantum neural networks.* Physical Review Letters, 2022. **128**(18): p. 180505.

102. Shi, Y., X. Song, and G. Song, *Productivity prediction of a multilateral-well geothermal system based on a long short-term memory and multi-layer perceptron combinational neural network.* Applied Energy, 2021. **282**: p. 116046.

103. Lorencin, I., et al., *Using multi-layer perceptron with Laplacian edge detector for bladder cancer diagnosis.* Artificial Intelligence in Medicine, 2020. **102**: p. 101746.

104. Ecer, F., et al., *Training multilayer perceptron with genetic algorithms and particle swarm optimization for modeling stock price index prediction.* Entropy, 2020. **22**(11): p. 1239.

105. Nosratabadi, S., et al., *Prediction of food production using machine learning algorithms of multilayer perceptron and ANFIS.* Agriculture, 2021. **11**(5): p. 408.

106. Heidari, A.A., et al., *Ant lion optimizer: theory, literature review, and application in multi-layer perceptron neural networks.* Nature-Inspired Optimizers: Theories, Literature Reviews and Applications, 2020: p. 23-46.

107. Gevorkyan, M.N., et al., *Review and comparative analysis of machine learning libraries for machine learning.* Discrete and Continuous Models and Applied Computational Science, 2019. **27**(4): p. 305-315.

108. Desai, M. and M. Shah, *An anatomization on breast cancer detection and diagnosis employing multi-layer perceptron neural network (MLP) and Convolutional neural network (CNN).* Clinical eHealth, 2021. **4**: p. 1-11.

109. Lillicrap, T.P., et al., *Backpropagation and the brain.* Nature Reviews Neuroscience, 2020. **21**(6): p. 335-346.

110. Ray, S. *A quick review of machine learning algorithms*. in *2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)*. 2019. IEEE.

111. Szandała, T., *Review and comparison of commonly used activation functions for deep neural networks.* Bio-inspired neurocomputing, 2021: p. 203-224.

112. Gholamalinezhad, H. and H. Khosravi, *Pooling methods in deep neural networks, a review.* arXiv preprint arXiv:2009.07485, 2020.

113. Angelov, P.P., et al., *Explainable artificial intelligence: an analytical review.* Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 2021. **11**(5): p. e1424.

114. Saikia, P., et al., *Artificial Neural Networks in the domain of reservoir characterization: A review from shallow to deep models.* Computers & Geosciences, 2020. **135**: p. 104357.

115. Whittington, J.C. and R. Bogacz, *Theories of error back-propagation in the brain.* Trends in cognitive sciences, 2019. **23**(3): p. 235-250.

116. Vlachas, P.R., et al., *Backpropagation algorithms and reservoir computing in recurrent neural networks for the forecasting of complex spatiotemporal dynamics.* Neural Networks, 2020. **126**: p. 191-217.

117. Yu, Z., et al., *An overview of neuromorphic computing for artificial intelligence enabled hardware-based hopfield neural network.* IEEE Access, 2020. **8**: p. 67085-67099.

118. Wang, X.-Y. and Z.-M. Li, *A color image encryption algorithm based on Hopfield chaotic neural network.* Optics and Lasers in Engineering, 2019. **115**: p. 107-118.

119. Bazuhair, M.M., et al., *Novel Hopfield neural network model with election algorithm for random 3 satisfiability.* Processes, 2021. **9**(8): p. 1292.

120. Abubakar, H., et al., *Modified election algorithm in hopfield neural network for optimal random k satisfiability representation.* International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization, 2020. **11**: p. 16.

121. Liu, L., et al., *A simultaneous scrambling and diffusion color image encryption algorithm based on Hopfield chaotic neural network.* IEEE Access, 2019. **7**: p. 185796-185810.

122. Melko, R.G., et al., *Restricted Boltzmann machines in quantum physics.* Nature Physics, 2019. **15**(9): p. 887-892.

123. Renard, F., et al., *Improved compressible hybrid lattice Boltzmann method on standard lattice for subsonic and supersonic flows.* Computers & Fluids, 2021. **219**: p. 104867.

124. Li, H., et al., *A modified Boltzmann Annealing Differential Evolution algorithm for inversion of directional resistivity logging-while-drilling measurements.* Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020. **188**: p. 106916.

125. Mortier, B., M. Baelmans, and G. Samaey, *A Kinetic-Diffusion Asymptotic-Preserving Monte Carlo Algorithm for the Boltzmann-BGK Model in the Diffusive Scaling.* SIAM Journal on Scientific Computing, 2022. **44**(2): p. A720-A744.

126. Krishnan, K.J. and K. Mitra, *A modified Kohonen map algorithm for clustering time series data.* Expert Systems with Applications, 2022. **201**: p. 117249.

127. Tatarnikova, T.M. and E.D. Poymanova. *Algorithms for placing files in tiered storage using Kohonen map*. in *Selected Papers of the IV All-Russian scientific and practical conference with international participation" Information Systems and Technologies in Modeling and Control"(ISTMC’2019) Yalta, Crimea*. 2019.

128. Li, Y., M. Niu, and Q. Zou, *ELM-MHC: an improved MHC identification method with extreme learning machine algorithm.* Journal of proteome research, 2019. **18**(3): p. 1392-1401.

129. Wang, J., et al., *A review on extreme learning machine.* Multimedia Tools and Applications, 2022. **81**(29): p. 41611-41660.

130. Bush, J.T., et al., *A turing test for molecular generators.* Journal of Medicinal Chemistry, 2020. **63**(20): p. 11964-11971.

131. Malekmohamadi Faradonbe, S., F. Safi-Esfahani, and M. Karimian-Kelishadrokhi, *A review on neural turing machine (NTM).* SN Computer Science, 2020. **1**(6): p. 333.

132. Wang, F., D. Jiang, and S. Qi, *An adaptive routing algorithm for integrated information networks.* China Communications, 2019. **16**(7): p. 195-206.

133. Wang, J., et al., *Energy efficient routing algorithm with mobile sink support for wireless sensor networks.* Sensors, 2019. **19**(7): p. 1494.

134. Lytridis, C., et al., *An overview of cooperative robotics in agriculture.* Agronomy, 2021. **11**(9): p. 1818.

135. Patle, B., et al., *A review: On path planning strategies for navigation of mobile robot.* Defence Technology, 2019. **15**(4): p. 582-606.

136. Baras, N. and M. Dasygenis. *An algorithm for routing heterogeneous vehicles in robotized warehouses*. in *2019 Panhellenic Conference on Electronics & Telecommunications (PACET)*. 2019. IEEE.

137. Zhou, Z.-H., *Machine learning*. 2021: Springer Nature.

138. Carleo, G., et al., *Machine learning and the physical sciences.* Reviews of Modern Physics, 2019. **91**(4): p. 045002.

139. Mahesh, B., *Machine learning algorithms-a review.* International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet], 2020. **9**: p. 381-386.

140. Bi, Q., et al., *What is machine learning? A primer for the epidemiologist.* American journal of epidemiology, 2019. **188**(12): p. 2222-2239.

141. Wei, J., et al., *Machine learning in materials science.* InfoMat, 2019. **1**(3): p. 338-358.

142. Liakos, K.G., et al., *Machine learning: A review.* Sensors, 2018. **18**(8): p. 2674.

143. Alpaydin, E., *Machine learning*. 2021: Mit Press.

144. Janiesch, C., P. Zschech, and K. Heinrich, *Machine learning and deep learning.* Electronic Markets, 2021. **31**(3): p. 685-695.

145. Graves, L., V. Nagisetty, and V. Ganesh. *Amnesiac machine learning*. in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2021.

146. Ij, H., *Statistics versus machine learning.* Nat Methods, 2018. **15**(4): p. 233.

147. Mazaki, J., et al., *A novel prediction model for colon cancer recurrence using auto-artificial intelligence.* Anticancer Research, 2021. **41**(9): p. 4629-4636.

148. Masud, M., et al., *A machine learning approach to diagnosing lung and colon cancer using a deep learning-based classification framework.* Sensors, 2021. **21**(3): p. 748.

149. Kaur, C. and U. Garg, *Artificial intelligence techniques for cancer detection in medical image processing: A review.* Materials Today: Proceedings, 2021.

150. Chao, W.-L., H. Manickavasagan, and S.G. Krishna, *Application of artificial intelligence in the detection and differentiation of colon polyps: a technical review for physicians.* Diagnostics, 2019. **9**(3): p. 99.

151. Toğaçar, M., *Disease type detection in lung and colon cancer images using the complement approach of inefficient sets.* Computers in Biology and Medicine, 2021. **137**: p. 104827.

152. Gupta, P., et al., *Prediction of colon cancer stages and survival period with machine learning approach.* Cancers, 2019. **11**(12): p. 2007.

153. Talukder, M.A., et al., *Machine learning-based lung and colon cancer detection using deep feature extraction and ensemble learning.* Expert Systems with Applications, 2022. **205**: p. 117695.

154. Li, Y., et al., *Preoperative prediction of perineural invasion and KRAS mutation in colon cancer using machine learning.* Journal of Cancer Research and Clinical Oncology, 2020. **146**: p. 3165-3174.

**Abstract**

As in developed countries, colorectal cancer is increasing rapidly in developing countries. Although, in recent years, it has been observed that this disease is also increasing among young people. On the other hand, the popularity of the western diet, which is the cause of this disease, has increased concerns. However, early diagnosis of this disease not only reduces treatment costs, but can also increase the chances of survival of patients. And for this reason, some countries have considered annual screening programs for their population over 50 years old, but most of the current methods do not have enough sensitivity to detect the disease in the early stages or have serious complications. Therefore, the development of safe and low-risk methods that are available, accurate and inexpensive can help countries in implementing screening programs. And among the new methods for early detection of colorectal cancer, optical biosensors are one of the best options.

**Keywords**:

Colon cancer, machine learning, network, biosensor, non-invasive, optical methods, artificial intelligence, deep machine learning, medical imaging



Amirkabir University of Technology  
(Tehran Polytechnic)

Biomedical Engineering Department

BSc Thesis

Evaluation and analysis of early detection methods, invasive and non-invasive, optical colon cancer disease

By

Ali Arefi Rad

Supervisor

Dr. Rabiei

Advisor

Dr.Eskandari

2023