مروری بر تکنیک های یادگیری در بینایی کامپیوتر برای ارزیابی کیفی محصولات کشاورزی

آذر خدابخشی[۱]، کعبه ممی زاده[۲]

۱.دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه فردوسی مشهد

۲.کارشناس ارشد مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

Azar_Khodabakhshi@yahoo.com

چکیده

در سال های اخیر، از تکنیک های یادگیری با استفاده از بینایی کامپیوتر، به طور فزاینده ای در ارزیابی کیفی غذاها و محصولات کشاورزی استفاده می شود. این مقاله،به مروری بر پیشرفت های اخیر در تکنیک های یادگیری برای بررسی کیفی محصولات کشاورزی با استفاده از بینایی کامپیوتر می پردازد که شامل شبکه عصبی مصنوعی،یادگیری آماری، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک و درخت تصمیم می باشند. شبکه عصبی مصنوعی(ANN) و یادگیری آماری(SL) از روش های اولیه در زمینه بینایی کامپیوتر برای ارزیابی کیفی مواد غذایی هستند. بیشتر کاربردهای الگوریتم های یادگیری در بینایی کامپیوتر برای ارزیابی کیفی، طبقه بندی و پیش بینی هستند، هرچند برخی هم برای بخش بندی تصویر و انتخاب ویژگی ها هستند. در این مقاله، تکنیک های یادگیری برای بررسی کیفیت محصولات کشاورزی با استفاده از بینایی کامپیوتر شرح داده می شود.

واژگان کلیدی:ANN، بخش بندی تصویر، بینایی کامپیوتر، کیفیت محصولات کشاورزی

۱.مقدمه

کیفیت، یک فاکتور کلیدی در صنعت غذایی مدرن است، زیرا کیفیت بالای یک محصول، پایه و اساسی برای موفقیت در بازارهای رقابتی امروز است. در صنایع غذایی، ارزیابی کیفیت، هنوز هم به بازرسی های دستی ، که امری خسته کننده، کارگری و پرهزینه است، وابسته است و به راحتی تحت تاثیر عوامل فیزیولوژیکی شامل نتایج ارزیابی سلیقه ای و ناپایدار قرار می گیرد. برای برآوردن انتظارات مصرف کنندگان، لازم است تا ارزیابی کیفی محصولات غذایی را بهبود بخشید(Brosnan and Sun, 2004). اگر ارزیابی کیفی، به شکل خودکار انجام شود، سرعت و بازده تولید را می توان افزایش داد، به علاوه دقت ارزیابی نیز بالا رفته که کاهش هزینه های تولید را در پی خواهد داشت.(Sun and Brosnan, 2003). به عنوان یک ابزار بررسی هدفمند، سریع، اقتصادی، پایدار و حتی با دقت بالاتر، سیستم های بینایی کامپیوتر به طور فزاینده ای در صنایع غذایی، برای اهداف ارزیابی کیفیت مورد استفاده قرار گرفته اند.(Sun, 2000).

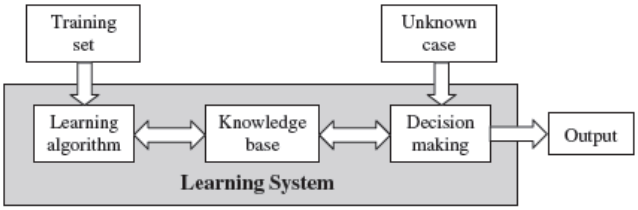
یک سیستم بینایی کامپیوتر، در ترکیب با یک سیستم روشنایی، اساسا یک کامپیوتر شخصی (PC) است که با وسایل مکانیکی و الکتریکی ارتباط دارد تا جایگزینی برای دستکاری های انسانی در اجرای فرآیندهای داده شده باشد. روشنایی، یک پیش نیاز مهم

برای داده برداری در بررسی کیفیت غذا می باشد. کیفیت تصویر، می تواند به میزان زیادی متاثر از شرایط نور باشد.یک تصویر با کیفیت بالا می تواند به کاهش زمان و پیچیدگی گام های بعدی پردازش تصویر، کمک کند که در نهایت موجب کاهش هزینه سیستم پردازش تصویر نیز خواهد شد.کاربردهای گوناگون ممکن است به استراتژی های متفاوتی از روشنایی نیازمند باشند. نوینی(۱۹۹۰) گزارش داد که بیشترین آرایش روشنایی ممکن است در یکی از گروه های زیر طبقه بندی شود:روشنایی جلو، روشنایی پشت، و روشنایی ساخت یافته. برای الگوریتم های پردازش تصویر، اجرای نرم افزار بر روی یک کامپیوتر، به گسترش سریع، اشکال زدایی و تست کمک می کند. اگرچه، زمانی که اندازه تصاویر بزرگ می شوند و الگوریتم ها پیچیده تر می گردند، سرعت انجام فرآیند نیز آهسته تر گشته و نمی تواند نیاز به سرعت بالا در سیستم های زمان حقیقی(بی درنگ) را برآورده سازد.برعکس، اجرای سخت افزار سرعت بیشتری نسبت به سرعت نرم افزار ارائه می دهد.انتخاب های بادوام زیادی برای اجرای سخت افزاری الگوریتم های پردازش تصویر وجود دارد، که شامل مدارهای مجتمع با کاربرد خاص(ASICs)، پردازشگرهای سیگنال دیجیتال(DSPs)، و آرایه های دریچه ای برنامه پذیر میدانی هستند(FPGAs). اگرچه سرعت را می توان با اجرای سخت افزار بهبود بخشید، اما باید افزایش هزینه ناشی از ایجاد یک طراحی سخت افزار سفارشی را نیز در نظر گرفت. بنابراین طراحان سخت افزار معمولا از برخی انواع محیط های برنامه نویسی کامپیوتری، برای بررسی عملکرد، قبل از طراحی طولانی مدت سخت افزار، استفاده می کنند.

در طی دهه گذشته، تلاش های قابل ملاحظه ای به گسترش تکنیک های یادگیری، برای ارزیابی کیفی غذامعطوف شده است. گورنی و همکاران(۲۰۰۲) سیستم های هوشمند را معرفی کردند و کاربردهای آن ها در همه زمینه های صنعت غذایی را به شکل برجسته ای مشخص کردند. تکنیک های یادگیری، می توانند برای یادگیری روابط کوچک اما با اهمیت یا روابط معنا دار، در یک مجموعه ای از داده های یادگیری به شکل خودکار به کار روند و یک کلیتی از این روابط به وجود آورند که بتواند در تفسیر داده های آزمایشی جدید و دیده نشده، به کار رود(Mitchell *et al*, 1996) بنابراین ، با استفاده از داده نمونه، یک سیستم یادگیری می تواند یک مبنای به روز شده، برای ارتقای طبقه بندی داده های بعدی از یک منبع مشابه، تولید کند و مبنای جدیدی را در یک شکل نمادین قابل فهم، بیان کند.(Michie, 1991) در غیر این صورت یک نیاز تعریف شده به تحقیق درمورد ترکیب بینایی کامپیوتر و تکنیک های یادگیری برای بررسی کیفی محصولات غذایی، وجود دارد.(Vizhanyo and Felfoldi, 2000).

این مقاله کوشیده است تا کاربردهای اخیر تکنیک های یادگیری در بینایی کامپیوتر برای ارزیابی کیفی محصولات غذایی، را بررسی کرده، نقش آن را نشان دهد و چالش های موجود در این زمینه را به بحث بگذارد. شکل ۱، پیکربندی سیستم یادگیری استفاده شده در بینایی کامپیوتر برای ارزیابی غذا را نشان می دهد. همان طور که در شکل ۱ نشان داده شده،با استفاده از تکنیک های پردازش تصویر،تصاویر محصولات غذایی، به طور کمّی، توسط مجموعه ای از ویژگی ها مانند شکل، اندزه، رنگ و بافت، مشخص می شوند. در ادبیات تحقیق، روش های گوناگونی برای اندازه گیری شکل، اندازه، رنگ و بافت توسعه یافتند که توسط دو و سان(۲۰۰۴) مرور شده است. این ویژگی ها داده های قابل مشاهده هستند که برای نمایش محصولات غذایی، که می توانند در

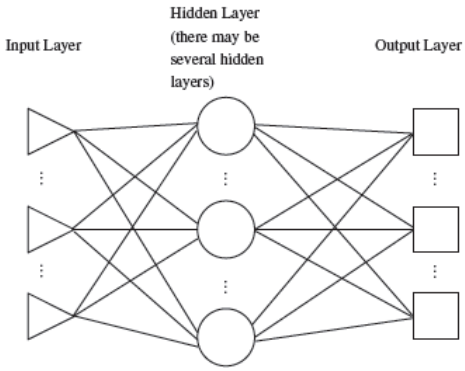
تشکیل مجموعه آموزش به کار روند، استفاده می شوند. زمانی که مجموعه آموزش به دست آمد، الگوریتم آموزش، پایگاه دانش لازم برای تصمیم گیری از نمونه ناشناخته را استخراج می کند. بر اساس این دانش، تصمیم گیری هوشمند به عنوان خروجی در نظر گرفته می شود و همزمان به سمت پایگاه دانش خورانده می شود، که راهی را که محقین برای اجرای وظایفشان استفاده می کنند، کلیت بخشد. از بین کاربردهای تکنیک های یادگیری برای ساختن پایگاه دانش، شبکه عصبی مصنوعی(ANN)، و یادگیری آماری(SL) دو روش اصلی هستند. و در مراتب بعدی منطق فازی، درخت تصمیم و الگوریتم ژنتیک نیز برای آموزش به کار می روند..



شکل ۱:پیکربندی کلی سیستم ماشین یادگیری

۲-شبکه عصبی مصنوعی(ANN)

با الهام گرفتن از سیستم های عصبی بیولوژیکی، روش های ANN مرکب از پیچیدگی های برخی از روش های استاتیکی با هدف یادگیری ماشین، با تقلید از هوش بشری است که با قابلیت خود-یادگیری آن ها، مشخص می گردد. شکل ۲ یک ساختار توپولوژی معمولی از ANN را نشان می دهد. شبکه کامل، یک مجموعه بسیار پیچیده از وابستگی ها را نشان می دهد و ممکن است هر درجه از غیر خطی بودن در نظریه را در خود جای دهد. برای ارزیابی کیفی غذا، توابع کلی بسیاری را می توان مدل کرد تا خواص فیزیکی را به فاکتورهای کیفی، تبدیل سازند. تکنولوژی ANN به ما اجازه می دهد تا تکنولوژی بینایی کامپیوتر را در حوزه های بازرسی رنگ، محتوا، شکل و بافت در سطوح اجرایی نزدیک به بشر، گسترش دهیم و همچنین می تواند توانایی های تصمیم گیری و طبقه بندی را فراهم سازد تا بتواند در بررسی این وظایف، به موقفیت دست یابد. (Domenico and Gary, 1994). اخیرا، ANN ها برای طبقه بندی، پیش بینی و بخش بندی در بررسی کیفی محصولات غذایی با استفاده از بینایی کامپیوتر، به کار رفته اند.



شکل۲:ساختار توپولوژی کلی یک شبکه عصبی مصنوعی

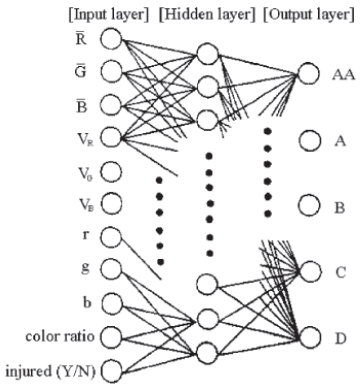
۲.۱. طبقه بندی

۲.۱.۱.حبوبات

در بسیاری از کاربردها، ANN آموزش دیده است تا دانه های حبوبات را درجه بندی کند. در کار تحقیقاتی لیو، جایاس و سیمونز(۱۹۹۹)، یک طبقه بندی کننده چند لایه ANN برای طبقه بندی دانه های حبوبات که شامل گندم بهاره قرمز غرب کانادا(CWRS)، گندم دوروم کهربایی غرب کانادا(CWAD) ،جو، چاودار و جو دوسر بودند و همچنین برای طبقه بندی دانه های گندم سالمCWRS از دانه های آسیب دیده، به کار برده شد.میانگین دقت طبقه بندی ها به صورت ۹۸.۴٪، ۹۶.۲٪، ۹۸.۴٪، ۹۶.۲٪، ۹۸.۴٪، ۹۷.۴٪ و ۹۸.۵٪ به ترتیب برای گندم CWRS، گندم CWAD، جو، چاودار و جودوسر بودند. برای ارزیابی دقت طبقه بندی، از ۹ ساختار شبکه عصبی مصنوعی، پالیوال، ویسن و جایاس(۲۰۰۱)، پنج نوع حبوبات را به کار بردند؛ گندم قرمز بهاره سخت(HRS)، گندم CWAD، جو، جو دوسر و چاودار، و دریافتند که بهترین نتایج با استفاده از یک شبکه پس انتشار چهارلایه که هر لایه به لایه قبلیش متصل بود، به دست آمد، در حالی که ساختار یک شبکه عصبی رگرسیونی عمومی،نامناسب ترین روش برای طبقه بندی حبوبات بود.

۲.۱.۲.میوه ها

۲.۱.۲.۱.سیب ها: بیشتر کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی دز طبقه بندی میوه ها با استفاده از بینایی کامپیوتر، مربوط به درجه بندی سیب هاست. ناکانو، کوراتا و کانکو(۱۹۹۲)، یک روش برای درجه بندی رنگ سیب با استفاده از یک ANN سه لایه، توسعه دادند. نتایج آزمایشی ثابت کرد که طبقه بندی کننده، می توانست کیفیت را به سه درجه از ظاهر بیرونی سیب ها، طبقه بندی کند. با توجه به این که مشکل گرادیان رنگ نامساوی بر روی یک سیب کروی، که از ویژگی ها روشنایی نشئت می گیرد، هنوز هم به بررسی نیاز دارد، بنابراین، ناکانو(۱۹۹۷) یک مدل ANN دیگری برای طبقه بندی رنگ تمام سطح یک سیب به صورت((عالی))، ((بسیار خوب))، ((خوب))،((رنگ ضعیف))، و ((آسیب دیده)) به وجود آورد. شکل ۳ ساختار ANN استفاده شده توسط ناکانو(۱۹۹۷) را نشان می دهد.



شکل۳:ساختار شبکه عصبی مصنوعی:AA :عالی، A:بسیار خوب، B:خوب، C:رنگ ضعیف، D: آسیب دیده(Nakano, 1997).

در حالی که نسبت ها برای ((بسیارخوب))، و ((خوب)) خیلی بالا نبودند و به ترتیب ۳۳.۶٪ و ۶۵.۸٪ بودند، نسبت های تخمین درجه بندی برای ((عالی))، ((رنگ ضعیف)) و ((آسیب دیده)) بسیار بالا و به ترتیب به میزان ۹۵.۲٪، ۸۷.۲٪ و ۷۵٪ بودند. پیشرفت های تکنیکی در حوزه انعکاس طیفی، به کاربردهای ANN برای درجه بندی سیب کمک کرده است.کاودیر و گایر(۲۰۰۲)، سیب های گلدن دلیشز و امپایر را با استفاده از ANN های پس انتشار و تصویربرداری طیفی، ذخیره کردند. طبقه بندی کلاس A2 و کلاس ۵ اجرا شد و نرخ موفقیت طبقه بندی در طبقه بندی کلاس ۲، بین ۸۹.۲٪ و ۱۰۰٪ بود. در طبقه بندی کلاس۵، نرخ های موفقیت طبقه بندی برای سیب های امپایر بین ۹۳.۸٪ تا ۱۰۰٪ ، در حالی که برای سیب های گلدن دلیشز بین ۸۹.۷٪ تا ۹۴.۹٪ بود. برای یافتن ساختار صحیح ANN برای ارزیابی انعکاس طیفی لکه های سیب، میلر، ثروپ و آپ چرچ(۱۹۹۸)، مدل های ANN پس انتشار چندلایه متفاوتی را با تعداد متفاوتی از گره های مخفی یا معماری شبکه عصبی، مقایسه کردند. نرخ طبقه بندی صحیح در محدوده بین ۸۳٪ و ۸۵٪ برای ۱۹۹۶ داده و از ۹۴٪ تا ۹۶٪ برای ۱۹۹۵ داده بود.

برای تشخیص عیب(لکه)، می توان از شبکه های عصبی مصنوعی BP استفاده کرد. از آنجا که داده ویژگی ها ورودی، دارای ابهاماتی است،احتمالا خواص بسیار پیچیده یک تک لایه پرسپترون دون لایه های مخفی،همه نمونه های آموزش را را همگرا نمی کند..(Yang, 1993) در عوض، یک الگوریتم BP ANN با یک لایه پنهان می تواند مورد استفاده قرار گیرد،به عنوان مثال لی، وانگ و گو (۲۰۰۲) از این الگوریتم برای طبقه بندی های بنیادی کاسه گل از نواحی معیوب واقعی سیب استفاده کردند، که در آن نتایج نشان دادکه دقت طبقه بندی شبکه بیش از ۹۳٪ بود. به منظور سرعت بخشیدن به نرخ یادگیری، یانگ (۱۹۹۳)یک الگوریتم یادگیریBP اصلاح شده را برای آموزش ANN چند لایه را به کار برد. هنگامی که سه ویژگی اصلی سطح سیب یعنی ناحیه غیر معیوب،لکه های قطعه ای، و لکه های دراز، در نظر گرفته شدند، میانگین دقت طبقه بندی ۹۶.۶٪به دست آمد.

۲.۱.۲.۲.سایر میوه ها

انواع مختلفی از شبکه های عصبی مصنوعی برای طبقه بندی پسته، طراحی شده اند. غضنفری،ایروداراج و کوسالیک(۱۹۹۶)، طبقه بندی شبکه مصنوعی چند ساختاره را پیشنهاد دادند که شامل چهار تفکیک کننده موازی، برای طبقه بندی چهار کلاس پسته، با استفاده از ویژگی های فیزیکی استخراج شده از تصاویر خودشان به عنوان ورودی بود. در مقایسه با عملکرد یک طبقه

بندی شبکه عصبی چند لایه از جلو تغدیه شونده (MLNN)دقت طبقه بندی MSNN به طور متوسط ۹۵.۹٪ بود که عملکردش از عملکرد .MLNN، به میزان ۸.۹٪ بیشتر بود.

نوع دیگری از شبکه عصبی مصنوعی نیز برای درجه بندی پسته، استفاده می شود .با استفاده از تکنیک تصویربرداری اشعه ایکس، کاساسنت، سایپ،اشاتزکی،کی گی و لی (۱۹۹۸)، یک نسخه اصلاح شده از ANN درجه دوم تکه ای. را توسعه دادند. دقت طبقه بندی ، با استفاده از هشت ویژگی های آماری برای هر دو تصویرخام وتصویر با لبه افزایش یافته، برای آموزش و تست ،به ترتیب ۸۹.۳٪ و ۸۸٪شد.اگرچه نتایج اولیه نشان داد که پتانسیل برای کاهش تنها ۲٪از پسته ها با نقص زیاد و ۱٪ از پسته های خوب، رد شد.همچنین می توان میوه های دیگر مانندگلابی، توت فرنگی و زیتون را با استفاده از ANN طبقه بندی کرد.

اینگ، جینگ، تائوو ژانگ (۲۰۰۳) از تبدیل فوریه و ANNبرای تشخیص ساقه و شکل گلابیهای ((هوانگواَ)) استفاده کردند. ۱۶ مولفه های نخست هارمونیک از تبدیل فوریه ، به عنوان ورودی به یک ANN برای طبقه بندی گلابی با دقت ۹۰% استفاده شد. بر اساس ویژگی های شکل استخراج شده، یک سیستم درجه بندی با استفاده از تکنولوژی ANN ،توسعه یافت تا چهار نوع از انواع توت فرنگی را طبقه بندی کند..(Nagata and Cao, 1998) دقت طبقه بندی برای توت فرنگی های ((ریکو))،((تویونوکا))،((نیوهو)) و ((آکی هیمی))به ترتیب برابر با ۹۵٪، ۹۷٪، ۹۸٪ و ۹۴٪ بود. برای تفکیک چهار کلاس زیتون، بر اساس نقص در سطح میوه ها، دیاز و همکاران (۲۰۰۴)، یک سیستم طبقه بندی شبکه های عصبی بر مبنای BP انعطاف پذیر توسعه دادند که قادر به انطباق با ساختار خود به شکل سریع، دریک زمان و به یک روش مطمئن بود. زیتون های درجه یک و درجه سه،کاملا طبقه بندی شدند، در حالی که درجه های دوم و چهارم به ترتیب نرخ شکستی به میزان ۸.۹٪و ۶.۹٪ داشتند.

۲.۲.پیش بینی

برای پیش بینی کیفیت محصولات مانند پرتقال، کاندو، احمد، مونتا ومواراس(۲۰۰۰) امکان سنجی ارزیابی کیفی پرتقال ((ایوکان)) را با استفاده از بینایی کامپیوتر و تکنیک شبکه عصبی مصنوعی بررسی کردند. چندین ANN پیدا شدند که قادر به پیش بینی مقدار قند یا pHاز روی ظاهر میوه با دقت مناسب بودند.

چندین ساختار ANNبرای پیش بینی کیفیت گندم، توسعه یافته است .رایان، خو، و جونز (۱۹۹۵)، از شبکه های عصبی مصنوعی به منظور برآورد سطوح دی اکسی نیوالنون(DON) بر حسب ppm، و درصد وزنی دانه های گندم جرب دار (WPSK) با استفاده از ترکیب های مختلفی از ویژگی ها رنگ و رنگ بافت،به عنوان ویژگی های ورودی استفاده کردند. زمانی که تمام ویژگی های برای آموزش شبکه، مورد استفاده قرار گرفت، تفاوت میانگین جهانی (GAD) بین مقادیر DON پیش بینی شده و اندازه گیری شده، ۱.۹۷ پی پی ام(ppm) بود .با این حال، زمانی که تنها ویژگی های رنگ، ویژگی های شدت بافت، ویژگی های بافت اشباع، و یا ویژگی های بافت رنگ به عنوان ورودی های ANN مورد استفاده قرار گرفتند، میزان GAD به ترتیب ۲.۳۸، ۲.۹۴، ۵.۱۶، یا ۳.۰۱ پی پی ام بود. زمانی که همه ویژگی های به جز ویژگی های بافت اشباع مورد استفاده قرار گرفت، میزان GAD ،۲.۱۱ بود

که بسیار نزدیک به ۱.۹۷ پی پی ام بود. این نشان می دهد که عملکرد ANN می تواند با تشکیل یک ساختار بهینه سازی شده با انتخاب دقیق از مجموعه ای از ویژگی های ورودی، بهبود یابد.

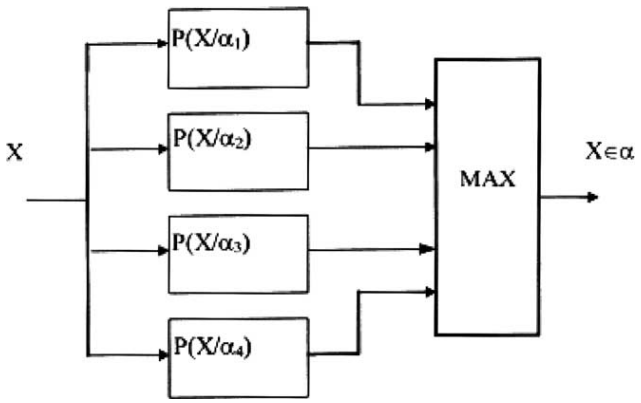
۲.۳. بخش بندی

بخش بندی تصاویر مواد غذایی برای بسیاری از تجزیه و تحلیل های تصویر و وظایف کامپیوتری، بسیار مهم است. از آن جایی که عملکرد آن، به طور مستقیم در نتیجه مراحل پردازش تصویر پس از آن تاثیر می گذارد،.(Sun and Du, 2004) انواع مختلفی از شبکه های عصبی مصنوعی برای بخش بندی های محصولات غذایی مختلف به کار گرفته شده است. برای بخش بندی سیب، از یک مدل ANNبرای طبقه بندی پیکسل ها در هر بخشی از سطح یک سیب به پنج کلاس،یعنی((قرمز نرمال))،((رنگ قرمز زخمی))،((قرمز کم رنگ))، ((قرمز شرابی))، و ((رنگ پس زمینه بالاتر یا پایین تر))با نرخ تخمین بیش از ۹۵٪ استفاده شد (Nakano, 1997).

۳.یادگیری آماری(SL)

SL از خواص آماری مشاهدات مجموعه آموزش، استفاده می کند. .به طور کلی با یک مدل احتمال صریح و روشن، به عنوان مثال، نظریه بیزی، که از لحاظ ریاضی مشکل است و یک روش احتمالی استنتاج را فراهم می کند، مشخص می گردد . شکل۴ ساختار یک طبقه بندی بیزی،برای طبقه بندی زیتون را نشان می دهد(Diaz *et al* , 2000) .

بر اساس یک زمینه ریاضی به خوبی اثبات شده، موفقیت SLبرای طبقه بندی، انتخاب ویژگی، و بخش بندی در بینایی کامپیوتر برای ارزیابی کیفیت محصولات غذایی، اثبات شده است.



شکل٤:ساختار طبقه بندی بیزی(Diaz *et al*, 2000)

۳.۱.طبقه بندی

۳.۱.۱.غلات

SL یک روش قابل قبول برای طبقه بندی ذرت و لوبیا خوراکی است .زایاس، کانورس، و استیل (۱۹۹۰) از تکنیک های تجزیه و تحلیل تصویر برای تفکیک دانه های سالم از دانه های ذرت شکسته شد، استفاده کردند .تحلیل تفکیک(افتراق) چند متغیره برای گسترش قوانین طبقه بندی تجزیه و تحلیل مورد استفاده قرار گرفت تا

دانه های سالم و یا دانه های شکسته، را شناسایی کند. همه دانه های شکسته و ۹۸٪ دانه های ذرت سالم در یک مجموعه مستقل از دانه های ناشناخته، به درستی شناخته شد. روش طبقه بندی آماری بر اساس تحلیل تفکیک، برای مقایسه طبقه بندی مورد استفاده قرار گرفت تا نتایج حاصل از کیفیت دانه های خوراکی(Chitioui *et al*, 1999) را مقایسه کند. تحلیل تفکیک، تشخیص درستی را برای آموزش و تست به ترتیب به میزان ۹۵.۱۹٪ و ۸۴.۷۰٪ ارائه داد.

۳.۱.۲.میوه ها

به منظور بهبود عینیت ارزیابی، روش های SL مختلفی برای درجه بندی خودکار از میوه ها، از جمله تحلیل تفکیک و طبقه بندی بیزی،پیاده سازی شده است. بیشتر کاربردهای گفته شده، برای درجه بندی سیب می باشد. تکنیک های تفکیک چند متغیره برای تشخیص بین سیب زرد و سبز گولدن دلیشز انجام شده است. (Tao *et al*, 1995) ویژگی های نشان داده شده با نمودار هیستوگرام رنگ، دستیابی به دقت بیش از ۹۰ درصد درارزیابی سیب با استفاده از سیستم بینایی را نشان میدهد. بر اساس ویژگی های استخراج شده از عیوب، لیمانز و دیستین(۲۰۰۴) یک روش طبقه بندی سلسله مراتبی را به سیب اختصاص دادند. با استفاده از تحلیل تفکیک درجه دوم، میوه ها به درستی با نرخ ۷۳٪ درجه بندی شدند.در مطالعه دیگری، شاهین،تولنر،ایوانز، و عرب نیا (۱۹۹۹)، از یک طبقه بندی بیزی برای سیب نوع گلدن دلیشز استفاده کردند. با سه ویژگی های ورودی، یعنی: مساحت میوه در تصویر قطعه شده، شدت میانگین میوه در تصویر اصلی، و دهمین هارمونیک تبدیل کسینوس گسسته و طبقه بندی بیزی خطی، دقت طبقه بندی به ۷۹٪ رسید.

۳.۱.۳.سبزی ها

از جمله روشهای SL که در انجام طبقه بندی سبزیجات به کار رفته، تحلیل تفکیک، در اغلب کاربردها، بررسی شده است. برای طبقه بندی فلفل، شیرر و پین (۱۹۹۰)، از تجزیه و تحلیل تفکیک براساس رنگ و آسیب استفاده کردند. برای درجه بندی فلفل، دقت ۹۶٪ و ۶۳٪ به ترتیب برای رنگ و آسیب به دست آمد. در کار تحقیقاتی دیگری که توسط ریگنی، بروسویتس، و کرانزلر(۱۹۹۲) انجام شد، تحلیل تفکیک، برای بازرسی عیوب مارچوبه، مورد استفاده قرار گرفت که نوک های گسترش یافته، نوک های شکسته یا ترک خورده، به ترتیب با نرخ خطای ۸٪، ۲۵٪، و ۴۲٪ تشخیص داده شدند. .طبقه بندی خطی فیشر، یک روش طبقه بندی خطی شناخته شده است. تحلیل تفکیک بر اساس توابع تفکیک خطی فیشر، برای طبقه بندی نمونه های قارچ لکه دار یا بیماری لکه قهوه ای زنجبیل، به کار برده شد.(Vizhanyo and Felfoldi, 2000). نرخ طبقه بندی صحیح کلی برای مواد آزمایشی با هر دو بیماری، ۸۵٪ بود. از آنجا که ممکن است روابط بین اندازه گیری ها و طبقه بندی های مبتنی بر تصویر، پیچیده و غیر خطی باشند، از روش های تفکیک چند متغیره برای تمایز بین سیب زمینی های خوب و سبز شده استفاده شد. (Tao *et al*., 1995).ویژگی ها نشان داده شده با هیستوگرام های رنگ،دقت بازرسی سیب زمینی ها را با استفاده از سیستم بینایی، به بیش از ۹۰٪ رساند.

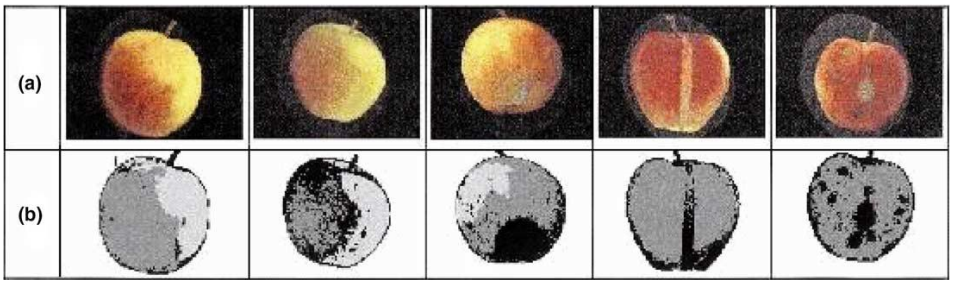
۳.۲.انتخاب ویژگی ها

انتخاب ویژگی ها ،برای شناسایی یک زیر مجموعه از ویژگی های است که سهم بیشتری در تقسیم یک مجموعه ای از مشاهدات بین دو یا چند گروه دارند. این غالبا یک گام ضروری برای تشخیص یا طبقه بندی موفقیت آمیز یک شی در بینایی کامپیوتر در داده های عظیمی ازتصاویر است .تحلیل تفکیک گام به گام (SDA)یکی از رایج ترین روش ها برای انجام این فرآیند است. در مطالعه ای از شاهین، تولنر، مک کلندون و عرب نیا(۲۰۰۲)، SDA برای انتخاب ویژگی های برجسته برای طبقه بندی سیب بر اساس کبودی سطح، به کار رفت. ویژگی های لبه مکانی همراه با ضرایب تبدیل کسینوسی گسسته انتخاب شده، نشان دادند که شاخص های خوبی در ارتباط با کیفیت میوه هستند.

یکی دیگر از روش هایی که اغلب برای انتخاب ویژگی ها، استفاده می شود، تحلیل مولفه اصلی (PCA) است. PCA یکی از تکنیک های قدرتمند برای کاهش ابعاد است که بردارهای ویژگی های اصلی از فضای بزرگ را به فضای کوچک با ابعاد پایین تر، تبدیل می کند. مولفه اصلی نخست ، مهم ترین ویژگی ها از داده های اصلی با حداکثر واریانس را محاسبه می کند .هر مولفه بعدی، ویژگی های کم اهمیت تر با بیشترین اختلاف باقی مانده ممکن، را محاسبه می کند. چون آخرین مولفه های اصلی،مربوط به ویژگی های بی فایده (اساسا نویز) هستند، در عمل می توان از آن ها صرف نظر کرد. به منظور کاهش ابعاد، PCA برای ارزیابی کیفی طیف گسترده ای از محصولات غذایی با استفاده از بینایی کامپیوتر، استفاده شده است. برای طبقه بندی شکلات با استفاده از بینایی کامپیوتر، بریونس و کریستینا(۲۰۰۵)، روش انتخاب متوالی رو به جلو (SFS) را برای انتخاب ویژگی ها به کار بردند. استراتژی SFSامکان طبقه بندی صحیح ۹۷.۸٪ نمونه ها به چهار کلاس و تنها پنج ویژگی، میسر می کند.

۳.۳.بخش بندی

تقسیم بندی تصویر، یک کار چالش برانگیز در ارزیابی کیفی مواد غذایی، برای غنای اطلاعات بصری از تصویر غذا است. مولتو، بلاسکو، و بنلوچ(۱۹۹۸) از بینایی کامپیوتر برای ارزیابی خودکار میوه های پرتقال، هلو، زردآلو، سیب و گوجه استفاده کردند. بخش بندی بر اساس تئوری بیزی و توزیع فرکانس نرمال چندگانه، بود. در کاربرد دیگری، یک فرایند طبقه بندی بیزی برای بخش بندی عیوب سیب، مورد استفاده قرار گرفت(Leeman *et al*, 1999). توزیع های فرکانس های رنگ بافت سالم و معیوب، به منظور برآورد توزیع احتمال هر کلاس، استفاده شد. شکل۵، پنج عکس سیب اصلی ونتایج حاصل از این روش. را نشان می دهد. نتایج نشان داد که بیشتر عیوب را می توان با این روش بخش بندی کرد.



شکل۵:نتایج حاصل از الگوریتم ها :الف)سیب های اصلی شامل سیب سالم با سطح مقطع صاف،میوه سالم با سطح مقطع بی نظم،معیوب با ساختار ضعیف،حنایی خطی با ساختار خوب، خراش دار و ب)نتایج حاصل از بخش بندی

٤.تکنیک های دیگر

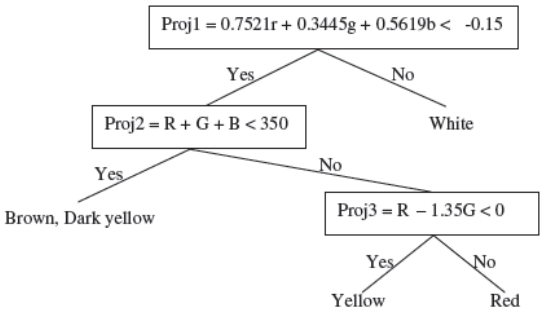
٤.١.منطق فازی

در مقایسه با تکنیک های یادگیری معمولی، منطق فازی تجارب انسانی از با خلق تصمیمات پیچیده، با استفاده از اطلاعات تقریبی و نامعلوم، شبیه سازی می کند. بسیاری از مشکلات طبقه بندی شده عملی یافت شده است که به نظر می رسد استفاده از منطق فازی برای ارزیابی کیفیت مواد غذایی با بینایی کامپیوتر، می تواند چاره ساز باشد.

کاربردهای منطق فازی در بینایی کامپیوتر شامل درجه بندی میوه ها مانند سیب و گوجه است. یک طبقه بندی فازی برای طبقه بندی سیب ها بر اساس شدت آب گزیدگی آن ها با استفاده از ویژگی ها منتخب، گسترش یافت(Shahin, 2001). طبقه بندی برای اعتبار داده ها مورد آزمایش قرار گرفت و نتایج نشان داد که این طبقه بندی، قادر به جدا کردن سیب ها به سه دسته بر اساس آب گزیدگی با کلی دقت 80درصد بود. دقت طبقه بندی به شکل خوب(برای آب گزیدگی خفیف) ، بد(برای آب گزیدگی شدید) بود که به ترتیب برابر با ۸۶٪ و ۸۹٪ بودند.

٤.٢.درخت تصمیم

درخت تصمیم، دانش را به شکل درختی به دست می آورد که می تواند به عنوان مجموعه ای از قوانین گسسته بازنویسی شود تا فهم آن را آسان سازد. برای ارزیابی تغییر رنگ در طول انبارداری در قفسه، برای انواع مختلف کاسنی، ژانگ و همکاران(۲۰۰۳)از درخت تصمیمHICUPP (طبقه بندی سلسله مراتبی با استفاده از دنبال کردن تصویر)،برای تقسیم بندی تصویراستفاده کردند. درخت بخش بندی در شکل ۶ نشان داده شده است .که در آن ارقام آستانه در سه تصویر توسط منحنی بخش بندی تعیین شده است.تصاویر رنگی کاسنی به چهار حوزه رنگی از هم جدا شدند، یعنی سفید، قرمز،زرد و قهوه ای.



شکل٦:درخت بخش بندی برای رنگ کاسنی در حین انبارداری

٤.٣.الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک، یک الگوریتم ابتکاری تطبیقی بر اساس نظریه انتخاب طبیعی و ارزیابی است.الگوریتم ژنتیک می تواند برای انتخاب ویژگی ها به کار رود تا یک زیرمجموعه ای از متغیرهای اطلاعاتی را بیابد. یک الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی ها به منظور تفکیک چهار گونه ی دانه توسط بینایی مصنوعی، به کار برده شد.(Chitioui et al, 1998).پنج ویژگی از یک مجموعه حاوی۷۳ ویژگی، زمانی که احتمال اولیه از جمعیت در نسل اول به ۰.۱ ثابت شد، انتخاب شدند. خطاهای طبقه بندی دانه ها برای نسل ۱۴۰ و ۴۰۰ به ترتیب، ٪۶.۲۵ و ٪۳ بود.

٥.نتیجه گیری

در این مقاله،کاربردهای تکنیک های یادگیری در کامپیوتر بینایی در بررسی انواع مختلف محصولات غذایی، مرور شد.انواع الگوریتم های یادگیری در ارزیابی کیفیت مواد غذایی با مختلف با موفقیت، استفاده گردید:

– شبکه های عصبی مصنوعی به اندازه کافی برای مدل سازی سیستم ها انعطاف پذیر و با دقت بوده و استفاده از آن نسبتا آسان است که می تواند به طور گسترده ای برای طبقه بندی، پیش بینی و بخش بندی در ارزیابی کیفیت محصولات غذایی مختلف،با استفاده از بینایی کامپیوتر.به کار رود. با این حال، شبکه های عصبی مصنوعی فاقد مبنای نظری عمیق برای طراحی ساختار توپولوژیکی خودشان هستند و اساسا در غالب سیاه می باشند.

– الگوریتم SLیک مدل احتمالی به خوبی تثبیت شده است که از نظر ریاضی مشکل است. SLمی تواند به خوبی تکنیک های یادگیری دیگر و یا حتی بهتر از آنها، برای ویژگی ها توزیع نرمال به کار رود. موفقیت های این روش برای،طبقه بندی ،انتخاب ویژگی ها، و بخش بندی در بینایی کامپیوتر برای ارزیابی مواد غذایی، به اثبات رسیده است.

–در مقایسه با تکنیک های یادگیری معمولی، منطق فازی تجارب انسانی از با خلق تصمیمات پیچیده، با استفاده از اطلاعات تقریبی و نامعلوم، شبیه سازی می کند. به نظر می رسد بسیاری از مشکلات طبقه بندی شده عملی موجود، با استفاده از منطق فازی برای ارزیابی کیفیت مواد غذایی با بینایی کامپیوتر، حل شوند.

-الگوریتم ژنتیک می توانید شرایط پیچیده، چند متغیره را نشان دهد، اما مدل های داخلی ضمنی تولید شده به راحتی توسط انسان، درک نمیشوند. .در مقابل، درخت تصمیم ،یک مدل صریح است و به راحتی درک می شود، اما روشی برای تخمین توابع هدف ارزش گسسته است.

منابع

Abdullah, M. Z. et al. 2000. Quality inspection of bakery products using a color-based machine vision system. Journal of Food Quality, 23(1):39–50.

Blasco, J., et al .2003. Machine vision system for automatic quality grading of fruit. Biosystems Engineering, 85(4): 415-423

Borggaard, C., et al. 1996. In-line image analysis in the slaughter industry, illustrated by beef carcass classification. Meat Science, 43(Suppl. 1), S151–S163.

Brandon, J. R., et al.1990. .A neural network for carrot tip classification (p. 13). ASAEPaper No. 90-7549, ASAE, St Joseph, MI

Briones, V., and Aguilera, J. M. 2005. Image analysis of changes in surface color of chocolate. Food Research International, 38(1):87–94.

Brosnan, T., and Sun, D.-W. 2004. Improving quality inspection of food products by computer vision—a review. Journal of Food Engineering, 61(1): 3–16.

Casasent, D. A., et al. 1998. Neural net classification of X-ray pistachio nut data. Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie, 31: 122–128.

Chao, K., et al. 2002. Online inspection of poultry carcasses by a dual-camera system. Journal of Food Engineering, 51(3): 185–192.

Chtioui, Y., et al.1998. Feature selection by a genetic algorithm, Application to seed discrimination by artificial vision. Journal of the Science of Food and Agriculture, 76(1): 77–86.

Chtioui, Y., et al .1999. Rough sets theory as a pattern classification tool for quality assessment of edible beans. Transactions of the ASAE, 42(4): 1145–1152.

Chtioui, Y., et al.2003. Self-organizing map combined with a fuzzy clustering for color image segmentation of edible beans. Transactions of the ASAE, 46(3): 831–838

Corney, D., 2002. Food bytes: intelligent systems in the food industry. British Food Journal, 104(10–11), 787–805.

Diaz, R., et al.2000. The application of a fast algorithm for the classification of olives by machine vision. Food Research International, 33(3–4): 305–309.

Du, C.-J., and Sun, D.-W. 2004. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. Trends in Food Science & Technology, 15(5): 230–249.

Du, C.-J., and Sun, D.-W. 2005. Pizza sauce spread classification using colour vision and support vector machines. Journal of Food Engineering, 66(2): 137–145..

Ghazanfari, A., et al.1998. Machine vision grading of pistachio nuts using gray-level histogram. Canadian Agricultural Engineering, 40(1): 61–66.

Guyer, D., and Yang, X. 2000. Use of genetic artificial neural networks and spectral imaging for defect detection on cherries. Computers and Electronics in Agriculture, 29(3): 179–194.

Hu, B. G., et al. 1998. Application of a fuzzy classification technique in computer grading of fish products. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 6(1):144–152.

Kim, S., and Schatzki, T. F. 2000. Apple watercore sorting system using X-ray imagery: I. Algorithm development. Transactions of the ASAE, 43(6): 1695–1702.

Li, J., et al. 1999. Image texture features as indicators of beef tenderness. Meat Science, 53(1): 17–22.

Nagata, M., and Cao, Q. 1998. Study on grade judgment of fruit vegetables using machine vision. Japan Agricultural Research Quarterly, 32(4): 257–265.

Nakano, K. 1997. Application of neural networks to the color grading of apples. Computers and Electronics in Agriculture, 18: 105–116.

Nakano, K., et al. 1992. Studies on sorting systems for fruits and vegetables. Journal of the Society of Agricultural Structures, Japan, 23: 81–86.

Novini, A. 1990. Fundamentals of machine vision component selection. In Food processing automation II—Proceedings of the conference (pp. 60). Lexington, KY: ASAE, Hyatt Regency

Shahin, M. A., et al. 1999. Watercore features for sorting red delicious apples: a statistical approach. Transactions of the ASAE, 42(6): 1889–1896.

Shahin, M. A., et al. 2001. Artificial intelligence classifiers for sorting apples based on watercore. Journal of Agricultural Engineering Research, 79(3): 265–274.

Shahin, M. A., et al. 2002. Apple classification based on surface bruises using image processing and neural networks. Transactions of the ASAE, 45(5): 1619–1627.

Timmermans, A. J. M. 1998. Computer vision system for on-line sorting of pot plants based on learning techniques. In Acta Horticulturae (ISHS) 421: II international symposium on sensors in horticulture pp. 91–98.

Yang, Q., 1993. Classification of apple surface features using machine vision and neural networks. Computers and Electronics in Agriculture, 9(1): 1–12.

Ying, Y., et al. 2003. Detecting stem and shape of pears using Fourier transformation and an artificial neural network. Transactions of the ASAE, 46(1): 157–162.

Zayas, I., et al. 1990. Discrimination of whole from broken corn kernels with image analysis. Transactions of the ASAE, 33(5): 1642–1646.

Zhang, M.,et al. 2003. Effects of different varieties and shelf storage conditions of chicory on deteriorative color changes using digital image processing and analysis. Food Research International, 36(7): 669–6