



مروری بر کاربردهای روش‌های پردازش تصویر بر کنترل کیفیت محصولات غذایی-بخش اول: روش‌های آماری پردازش بافتار

سجاد قدرتی^۱، محسن محسنی^۲، سعیده گرجی کندی^{۳*}

۱- کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی پلیمر و رنگ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، صندوق پستی ۴۴۱۳-۱۵۸۷۵

۲- استاد، دانشکده مهندسی پلیمر و رنگ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، صندوق پستی ۴۴۱۳-۱۵۸۷۵

۳- استادیار، دانشکده مهندسی پلیمر و رنگ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، صندوق پستی ۴۴۱۳-۱۵۸۷۵

تاریخ دریافت: ۹۵/۳/۲۴ تاریخ بازبینی نهایی: ۹۵/۸/۲۲ تاریخ پذیرش: ۹۵/۸/۲۹ در دسترس به صورت الکترونیک: ۹۵/۱۰/۲

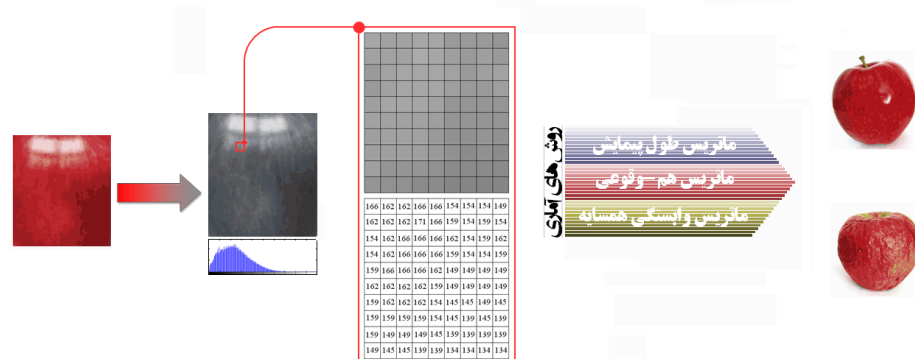
چکیده

با افزایش حساسیت‌های قانونی و انتظارات مصرف‌کنندگان در ارتباط با کیفیت محصولات غذایی، نیاز به ارزیابی دقیق و سریع این محصولات در صنایع غذایی روبه افزایش است. بینایی ماشین با بهره‌گیری از روش‌های پردازش تصویر امکان نظارت مکانیزه و غیرمخرب بر کیفیت محصولات غذایی را فراهم نموده است. بافتار به‌عنوان یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های تصویر، در کنترل کیفیت محصولات غذایی در سال‌های اخیر به‌طور گسترده به کار گرفته شده است. به‌طور کلی روش‌های ارزیابی بافتار به چهار دسته آماری، ساختاری، روش‌های مبتنی بر مدل و مبتنی بر تبدیل تقسیم‌بندی می‌شود. در بخش اول این پژوهش به روش‌های آماری پرداخته می‌شود و در بخش دوم روش‌های مبتنی بر مدل و مبتنی بر تبدیل‌های ریاضی مورد بررسی قرار خواهند گرفت. روش‌های آماری بر مبنای کمیت‌های آماری حاصل از روشنایی پیکسل‌های تصویر عمل می‌کنند؛ در صورتی که روش‌های ساختاری بر مبنای ساختارهای کوچک تکرار شونده -اولیه- در تصویر که از گردهمایی پیکسل‌های مشابه تشکیل می‌شوند، بافتار را ارزیابی می‌نمایند. در مقاله حاضر کاربردهای روش‌های آماری ارزیابی بافتار در صنایع غذایی بررسی شده است. از این روی پس از معرفی نحوه عملکرد این روش‌ها، مثال‌هایی از تحقیقات گذشته نشان می‌دهد که رایج‌ترین روش‌های پردازش بافتار در صنایع غذایی روش‌های آماری هستند که علت محبوبیت آنها دقت عملکرد بالای آنها است.

واژه‌های کلیدی

بافتار تصویر، صنایع غذایی، روش‌های آماری، ماتریس هم-وقوعی، ماتریس طول پیمایش پیکسل، بینایی ماشین.

چکیده تصویری





A review on Applications of Image Processing Methods on Food Product's Quality Control- Part A: Statistical Texture Processing Methods

S. Ghodrati, M. Mohseni, S. Gorji Kandi*

Department of Polymer Engineering and Color Technology, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, P.O. Box 15875-4413

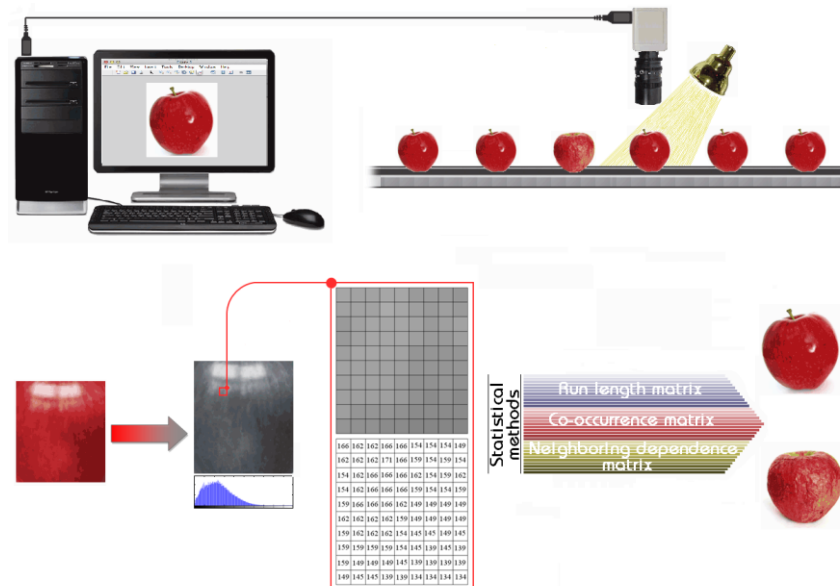
Abstract

Consumers increased expectations of high quality food products as well as stringent regulations has increased the need for an accurate and fast method for quality assessment and control of the products in food industries. Machine vision with the aid of various image processing methods has been introduced as an objective, automate, and non-destructive approach capable for food quality control. Texture as one of the most important image's features has been used extensively in food quality monitoring applications. Generally, quantitative texture assessment methods are divided into four groups: statistical, structural, model-based, and transform-based methods. In the first part of this research (part A), the statistical methods are reviewed and in the second part (part B) the model-based and transform-based methods will be presented. Statistical methods work based on statistical quantities that obtained from image pixels' intensities, while structural methods operate based on texture primitives (a group of pixels with almost the same intensities). In the present paper, the applications of statistical image texture evaluation methods in food industries were investigated. Therefore, at first mechanisms of different statistical texture evaluation methods have been presented. Then, examples of recent studies related to employments of statistical image texture in quality control of food products have been reviewed. The results of the previous studies indicate that statistical methods are the most popular texture evaluation methods in food industries. This popularity is due to their highly accurate performances.

Keywords

Image texture, Food industries, Statistical methods, Co-occurrence matrix, Pixel run length matrix, Machine vision.

Graphical abstract



۱- مقدمه

افزایش سطح آگاهی مصرف‌کنندگان در سال‌های اخیر منجر به افزایش سطح انتظارات از کیفیت مواد غذایی شده است. این انتظارات روز افزون از جانب مصرف‌کنندگان نیاز صنایع غذایی را به بهبود دقت و سرعت نظارت و کنترل کیفیت به دنبال داشته است [۱]. کیفیت یک ماده غذایی توسط مجموعه‌ای از ویژگی‌ها نظیر بو، طعم، رنگ و بافتار تعیین می‌گردد و این ارزیابی عموماً توسط انسان انجام می‌شود [۲]. فرانسس^۱ نشان داد که این ارزیابی انسانی می‌تواند به سادگی دچار خطا شود؛ به علاوه معایب دیگری نظیر هزینه بودن، عدم پایداری در قضاوت و متغیر بودن نتایج قضاوت از یک فرد به فرد دیگر جزء اجتناب‌ناپذیر ارزیابی انسانی است [۳]. مجموع این محدودیت‌ها در ارزیابی انسانی، نیاز به ارزیابی مکانیزه و دستگاهی را بیش از پیش برجسته نموده است. امکان استفاده از روش بینایی ماشین^۲ در صنایع غذایی به عنوان روشی کارآمد جهت ارزیابی و نظارت بر کیفیت محصولات، قریب به ربع قرن پیش توسط تیلت^۳ پیشنهاد شد [۴]. روش‌های ارزیابی مکانیزه کیفیت بر مبنای بینایی ماشین در سال‌های اخیر جهت سنجش کیفیت محصولات کشاورزی [۵، ۶] و مواد غذایی [۷، ۸] مورد استفاده قرار گرفته و نتایج رضایت‌بخشی به همراه داشته است. در دهه گذشته صنایع غذایی یکی از ده صنعت اول در استفاده از بینایی ماشین جهت ارزیابی و نظارت بر محصولات بوده است [۱]. پیشرفت‌های صورت گرفته در تجهیزات سخت‌افزاری و نرم‌افزاری مربوط به بینایی ماشین و پردازش تصویر منجر به افزایش چشمگیر استفاده از این روش در کنترل کیفیت محصولات خوراکی شده است؛ چرا که این روش بر خلاف ارزیابی انسانی، پایداری در قضاوت، سرعت بالا، دقت بالا و هزینه پایین را به همراه دارد [۷]. یک تصویر رقمی^۴ از عناصر کوچکی بنام پیکسل^۵ تشکیل شده است. بطور کلی هر پیکسل در بردارنده دو گونه اطلاعات است؛ اطلاعات مربوط به سطح روشنایی که نشان دهنده‌ی روشنی یا تیرگی پیکسل است. دسته دیگر اطلاعات مربوط به مختصات پیکسل می‌باشد که تعیین می‌کند آن پیکسل در کدام قسمت از تصویر قرار دارد [۹]. بافتار^۶ یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های تصویر است که کیفیت آن وابسته به هر دو گونه‌ی اطلاعات موجود در پیکسل‌های تصویر می‌شود. علیرغم اینکه بافتار ظاهراً ویژگی شناخته شده‌ای در تصاویر است اما تاکنون تعریف علمی و دقیقی از این کیفیت ارائه نشده است که ممکن است به دلیل گستردگی الگوها و طرح‌های موجود در بافتارهای طبیعی و مصنوعی باشد [۱۲-۹]. باید توجه داشت که مفهوم بافتار در حوزه‌ی پردازش تصویر و بینایی ماشین با مفهوم بافتار در حوزه‌ی صنایع غذایی بسیار متفاوت است. در صنعت غذایی منظور از بافتار ویژگی‌هایی نظیر سختی، تردی، نرمی،

خمیری شکل بودن، چسبندگی، لاستیکی و آدامس گونه بودن و گرانبودی است که عمدتاً به ویژگی‌هایی از مواد غذایی مربوط می‌شود که مصرف‌کننده هنگام قرار دادن آن ماده خوراکی در دهان احساس می‌کند [۱۰]. از سوی دیگر منظور از بافتار در تصویر رقمی ویژگی‌هایی مانند درشتی، ریزی، زبری، نرمی، یکنواختی، بی‌نظمی و دانه‌دانه بودن است که عموماً منتج از نحوه توزیع و آرایش سطح روشنایی پیکسل‌ها در تصویر است [۱۱].

اولین پژوهش در زمینه بافتار تصاویر، به دهه ۵۰ میلادی باز می‌گردد، زمانی که کایزر^۷ از توابع خودهمبستگی^۸ برای ارزیابی و توصیف کمی بافتار موجود در تصاویر هوایی استفاده کرد [۱۲]. در سال‌های بعدی هارالیک^۹ و همکارانش فراوانی نسبی سطح روشنایی پیکسل‌ها را مبنای کمی کردن بافتار تصاویر قرار دادند [۱۳]. کمیته‌های آماری مرتبه اول و مرتبه دوم به دست آماده از سطح روشنایی پیکسل‌ها و همچنین روش‌های ساختاری بر مبنای اولیه‌های پیچیده که اشکالی تکرار شونده ناشی از گرهمایی پیکسل‌هایی با سطوح روشنایی مشابه در تصویر هستند، روش‌هایی بودند که در سال‌های بعدی توسط هارالیک پیشنهاد شدند [۱۴]. با وجود پیشرفت‌های صورت گرفته در این زمینه، بررسی‌ها و تحقیقات در ارتباط با توصیف کمی بافتار تصاویر ادامه دارد. روش‌های نوینی نظیر مدل‌های فرکتالی^{۱۰} [۱۵-۲۰] و مدل‌های مبتنی بر تبدیل‌های ریاضی [۲۱-۲۳] در دو دهه گذشته برای توصیف بافتار تصاویر ارائه شده است. از آنجایی که بافتار یک مشخصه مهم و پرمعنی در تصویر است که بازتاب‌کننده‌ی معیارها و خصوصیات مهمی از اجسام و مواد است کاربردهای فراوانی در حوزه‌های مختلف علم و فناوری نظیر ارزیابی ناهمواری سطوح فلزی [۱۵]، نظارت و شناسایی منسوجات [۲۴، ۲۵]، موارد مرتبط با ظاهر افراد نظیر لوازم آرایشی، دندان مصنوعی و پوست [۲۶، ۲۷] و صنایع غذایی [۲۸، ۲۹] به دست آورده است. در صنایع غذایی بافتار تصویر می‌تواند به عنوان معیاری از کیفیت محصول مورد استفاده قرار بگیرد [۳۰]. به عنوان مثال، بافتار تصویر می‌تواند اطلاعات مفیدی در ارتباط با لطافت و سفتی گوشت گاو به دست دهد در صورتی که تحقیقات انجام شده در این زمینه نشان داده است که ویژگی‌های رنگی تصویر اطلاعات کارآمدی در این ارتباط بدست نمی‌دهند [۳۱]. نان و محصولات نانوائی [۳۲]، غلات و دانه‌های خوراکی [۳۳، ۳۴]، میوه‌جات [۳۵] و سبزیجات [۳۶، ۳۷] از دیگر مثال‌هایی هستند که از بافتار تصویر برای کنترل کیفیت آنها استفاده شده است. بنابراین، لازم به توضیح است که ترتیب ارائه مطالب در پژوهش پیش رو این‌گونه است که در ابتدا عناصر اصلی یک سیستم بینایی ماشین و اهمیت هر یک شرح داده می‌شود. در قدم بعدی روش‌های آماری به عنوان یک گروه از روش‌های اصلی توصیف کمی بافتار از مراجع مرور می‌گردد. در ادامه مثال‌هایی از پژوهش‌های انجام شده گذشته در ارتباط

¹ Francis

² Machine vision

³ Tillet

⁴ Digital

⁵ Pixel

⁶ Texture

⁷ Kaizer

⁸ Autocorrelation

⁹ Haralick

¹⁰ Fractal

جنبه‌های مختلفی نظیر فاصله و زاویه منبع نوری، نوع منبع نوری، کیفیت رنگی منبع نوری و شاخص ضریب تاثیر منبع نوری^۵ باید در نظر گرفته شود [۴۲]. حذف نور محیطی در هنگام تصویر برداری عامل دیگری است که می‌تواند باعث بهبود کیفیت تصاویر ثبت شده شود [۱]. به‌طور معمول حسگرهای نوری مورد استفاده در سامانه‌های بینایی ماشین، دوربین‌های سی سی دی هستند. دوربین‌های سی سی دی در دو نوع آرایه‌ای^۶ و خطی وجود دارند. در نوع آرایه‌ای، ماتریسی از سی سی دی‌های کوچک کنار هم وجود دارد که تصویر شیء را به صورت یکجا، بر اساس میزان نور برخوردی به هر یک از سی سی دی‌ها ثبت می‌کند. از سوی دیگر، در نوع خطی، ردیفی از سی سی دی‌ها به صورت یک خط وجود دارند. این خط از سی سی دی‌ها به صورت پشت سر هم خطوط پی‌درپی از شیء را پوشش نموده و اطلاعات تصویری آن را ثبت می‌نماید [۴۳]. فرآیند تبدیل سیگنال‌های پیوسته بدست آمده از حسگر نوری به داده‌های عددی گسسته، رقومی کردن^۷ نامیده می‌شود. در این فرآیند، تصویر پیوسته ثبت شده توسط حسگر نوری به شبکه‌ای دو بُعدی متشکل از تعداد زیادی پیکسل کوچک کنار هم تبدیل می‌شود. این فرآیند توسط پردازنده‌ای به نام مبدل رقومی انجام می‌شود. انتخاب نوع مبدل رقومی بر مبنای خروجی حسگر نوری، زمان مناسب کاربردی برای تبدیل سیگنال‌های پیوسته تصویر به سیگنال‌های گسسته و وضوح مورد نیاز هم از دیدگاه سطوح روشنایی و هم از نظر تعداد پیکسل‌ها در واحد طول تصویر صورت می‌پذیرد [۴۴]. در یک سامانه بینایی ماشین برخط^۸، عموماً از مبدل رقومی آنی^۹ استفاده می‌شود. یک مبدل رقومی آنی می‌تواند در ظرف زمانی در حدود نانو ثانیه از داده‌های پیوسته حسگر نوری یک تصویر ۲۰۰-۵۰ مگاپیکسلی تهیه کند [۴۵].

با به‌کارگیری پردازش بافتار تصویر در نظارت و کنترل کیفیت محصولات غذایی ارائه می‌گردد و نهایتاً جمع‌بندی مختصری از مطالب ذکر شده ارائه می‌شود.

۲- عناصر اصلی سامانه بینایی ماشین

به‌طور کلی یک سامانه بینایی ماشین از سه جزء اصلی به شرح زیر تشکیل می‌شود:

- حسگرهای نوری جهت ثبت تصویر
- سخت‌افزار لازم جهت ذخیره، پیش‌پردازش و پردازش تصویر
- نرم‌افزار پردازنده تصویر جهت دستیابی به یک هدف نظارتی (بینایی) از پیش تعیین شده [۱].

برای ثبت، ذخیره، پیش‌پردازش و پردازش تصویر در یک سیستم بینایی ماشین مطابق شکل ۱ عموماً به چهار ابزار سخت افزاری منبع نوری، دوربین (حسگر نوری)، مبدل سیگنال‌های دوربین به تصویر رقومی^۱ و رایانه احتیاج است [۳۸]. مشابه چشم انسان، یک سیستم بینایی ماشین نیز تحت تاثیر شرایط نورپردازی است. سرکار^۲ در پژوهش خود نشان داد که با تغییر شرایط نورپردازی ظاهر یک شیء شدیداً تغییر می‌کند و ویژگی‌های ظاهری مدنظر آن شیء می‌تواند بسته به تاثیر شرایط نورپردازی واضح یا مبهم ثبت گردد [۳۹]. بنابراین باید در نظر داشت که نحوه نورپردازی، کیفیت تصاویر ثبت شده و تبعاً عملکرد نهایی سامانه بینایی ماشین را شدیداً تحت تاثیر قرار می‌دهد [۴۰]. در تایید یافته‌های سرکار و نوینی^۳، گاناسکاران^۴ اعلام کرد که طراحی مناسب شرایط نورپردازی، از طریق افزایش تباین، کاهش سایه‌ها و اختلال‌ها در تصاویر ثبت شده منجر به بهبود عملکرد سامانه بینایی ماشین می‌گردد [۴۱]. در هنگام طراحی شرایط نورپردازی برای یک سامانه بینایی ماشین،

⁵ Color rendering index

⁶ Charged coupled device, CCD

⁷ Array type

⁸ Digitization

⁹ Online

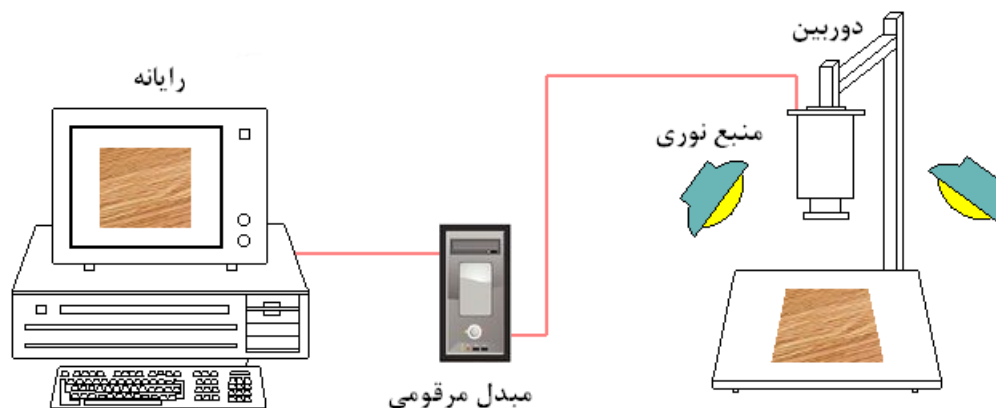
¹⁰ Flash digitizer

¹ Digitizer

² Sarkar

³ Novini

⁴ Gunasekaran



شکل ۱- چهار ابزار سخت افزاری موجود در یک سیستم بینایی ماشین.

توصیف کمی بافتار بیشترین کاربرد را در ارزیابی کیفیت محصولات دارد. در رتبه بعدی، روش‌های مبتنی بر تبدیلات ریاضی و روش‌های مبتنی بر مدل قرار می‌گیرند. روش‌های ساختاری توصیف کمی بافتار به صورت بسیار محدود در صنایع غذایی مورد استفاده واقع شده است. چرا که عملکرد روش‌های ساختاری بر مبنای اولیه‌ها می‌باشد و به همین دلیل اغلب این روش‌ها برای توصیف کمی بافتارهای بسیار منظم مناسب هستند [۴۷]. از این روی در این مقاله به این دسته از روش‌ها پرداخته نخواهد شد. روش‌های آماری متداول شامل روش ماتریس هم-وقوعی^۵، ماتریس طول پیمایش پیکسل^۶ و ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه^۷ می‌شوند (شکل ۲) که در ادامه به شرح هر یک از این روش‌ها پرداخته می‌شود.

۳-۱- روش‌های آماری

۳-۱-۱- ماتریس هم-وقوعی

ماتریس هم-وقوعی یکی از پرکاربردترین روش‌های آماری در توصیف کمی بافتار تصویر است. در این روش بیان‌های کمی مختلفی از بافتار تصویر، با استفاده از ماتریسی به نام ماتریس هم-وقوعی حاصل می‌گردد [۱۳]. قبل از تشکیل ماتریس هم-وقوعی نیاز است که مقادیر θ (زاویه بین جفت پیکسل‌ها) و d (فاصله بین جفت پیکسل‌ها) تعیین گردد. مطابق شکل ۳، θ می‌تواند یکی از زوایای 0° ، 45° و 135° درجه را اختیار کند. در صورتی که d بسته به درشتی یا ریزی بافتار می‌تواند مقادیر مختلفی داشته باشد [۴۸].

پردازش تصویر به عنوان هسته اصلی یک سامانه بینایی ماشین شناخته می‌شود و این پردازش نیازمند سخت افزار و نرم افزار رایانه‌ای است [۴۶]. پردازش تصویر شامل یکسری از فرآیندها می‌شود که به طور کلی می‌توان آنها را به سه دسته پیش پردازش، پردازش در سطح متوسط و پردازش در سطح بالا تقسیم نمود [۴۴، ۷]. پیش پردازش مرحله‌ای است که طی آن نواقصی نظیر تمرکز کانونی نامناسب دوربین، اختلال‌های دستگاهی، نورپردازی نایک‌نواخت و حرکت‌های دوربین حین ثبت تصویر حذف می‌شوند تا تصویری با کیفیت بالاتر حاصل شود [۱]. در سطح متوسط پردازش، ویژگی‌های مختلف تصویر نظیر رنگ، روشنایی، پس زمینه^۱، پیش زمینه^۲، بافتار و تعداد و هندسه اشکال موجود در تصویر به صورت کمی توصیف می‌شوند. تعبیر، تفسیر و دسته‌بندی اطلاعات کمی بدست آمده از تصاویر توسط روش‌های آماری، منطق فازی^۳ و شبکه عصبی مصنوعی^۴ در پردازش تصویر در سطح بالا انجام می‌شود. در این مرحله اطلاعات لازم برای تصمیم گیری در سیستم کنترلی وابسته به سامانه بینایی ماشین تهیه می‌گردد. اجرای هر سه مرحله ذکر شده نیازمند یارانه‌ای با سخت افزار و نرم افزار مناسب است [۱].

۳- روش‌های توصیف کمی بافتار تصویر

به طور کلی روش‌های توصیف کمی بافتار تصویر را می‌توان به چهار دسته روش‌های آماری، روش‌های ساختاری، روش‌های مبتنی بر مدل و روش‌های مبتنی بر تبدیل‌های ریاضی مطابق شکل ۲ تقسیم‌بندی نمود [۴۷]. از بین روش‌های ذکر شده فوق، در صنایع غذایی، روش‌های آماری

⁵ Co-occurrence

⁶ Pixel-run length

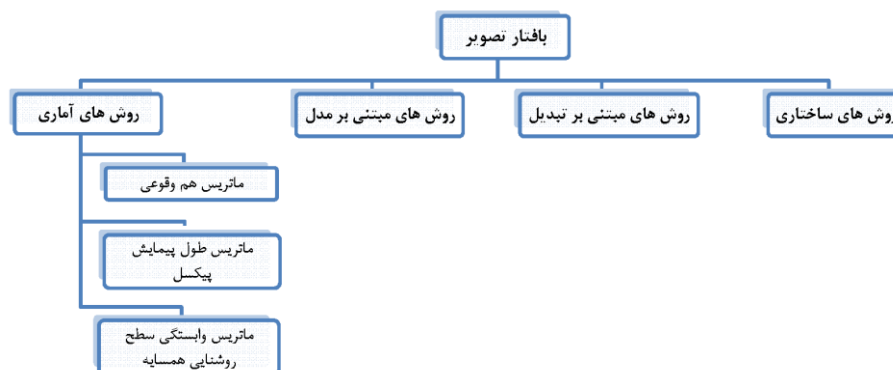
⁷ Neighboring grey level dependence

¹ Background

² Foreground

³ Fuzzy logic

⁴ Artificial neural network



شکل ۲- تقسیم‌بندی روش‌های توصیف کمی بافتار تصویر [۳۱].

پس از تشکیل ماتریس هم-وقوعی، مطابق رابطه ۱ با تقسیم درایه‌های ماتریس بر مجموع کل درایه‌های ماتریس، ماتریس هم-وقوعی نرمال شده به دست می‌آید:

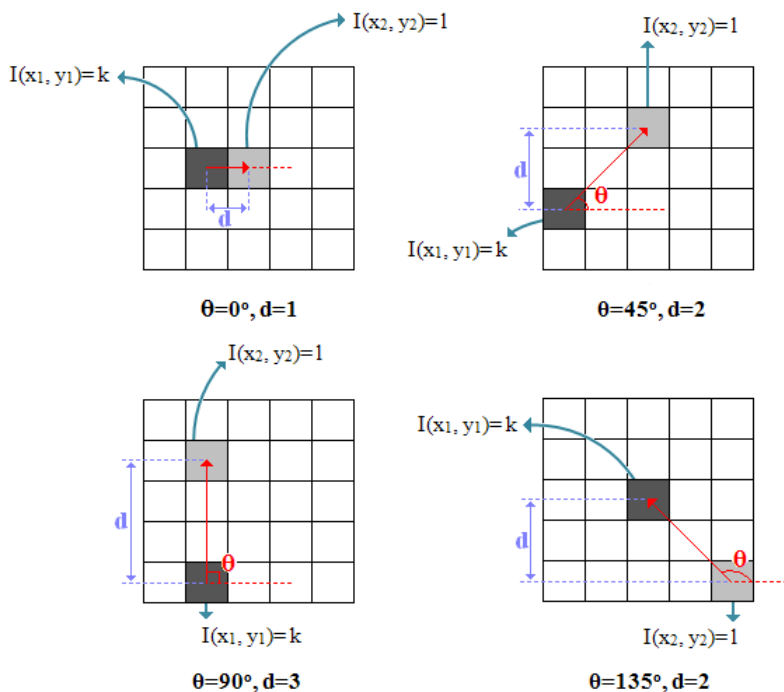
$$P(k, l) = \frac{p(k, l)}{S} \quad (1)$$

در این رابطه، $p(k, l)$ و S به ترتیب ماتریس هم-وقوعی، جمع جبری تمام درایه‌های ماتریس هم-وقوعی و ماتریس هم-وقوعی نرمال شده هستند [۵۰، ۵۱]. با استفاده از ماتریس هم-وقوعی نرمال شده می‌توان کمیت‌های مختلفی برای توصیف بافتار تصویر به دست آورد که شش مورد از پرکاربردترین آنها در روابط ۲ تا ۸ ذکر شده است [۳۰، ۵۲، ۵۳].

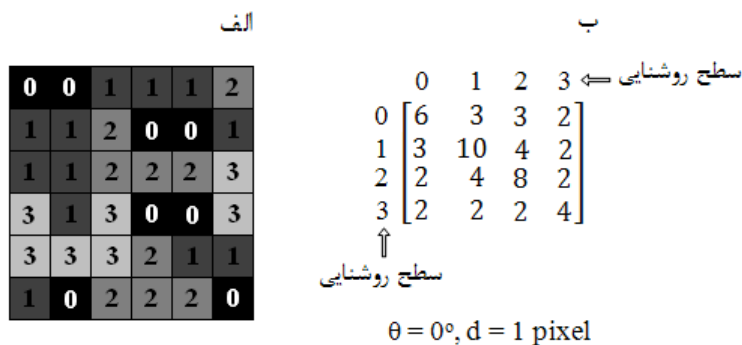
۱- ممان دوم زاویه‌ای یا انرژی، نشان دهنده‌ی نایکنواختی تصویر است (هرچه تصویر نایکنواخت‌تر باشد مقدار انرژی کمتر خواهد بود) (رابطه ۲).

در صنایع غذایی مقدار d معمولاً با توجه به ویژگی‌های محصول مورد مطالعه انتخاب می‌شود. به عنوان مثال، ژائو و تان^۱ در پژوهش خود در ارتباط با محصولات غذایی حجیم و پف‌دار مانند نان و بیسکویت، متوسط اندازه حفره‌های خالی موجود در توده این محصولات برحسب پیکسل را به عنوان مقدار مناسب d انتخاب نمودند [۳۰]. زمانی که اطلاعاتی در ارتباط با انتخاب بهینه مقدار d در دسترس نباشد به طور معمول مقدار ۱ [۴۹] یا مجموعه‌ای از مقادیر مختلف برای d انتخاب می‌شود [۳۷، ۵۰، ۳۱]. ماتریس هم-وقوعی از شمارش تعداد جفت پیکسل‌هایی با مقادیر سطح روشنایی l و k که در فاصله d و زاویه θ از هم قرار دارند تشکیل می‌شود [۵۰]. در شکل ۴ یک نمونه از نحوه تشکیل ماتریس هم-وقوعی نمایش داده شده است.

^۱ Gao & Tan



شکل ۳- نمایش زوایای ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه‌ی جفت پیکسل‌های تصویر در فواصل متنوع [۴۸].



$\theta = 0^\circ, d = 1 \text{ pixel}$

شکل ۴- نحوه تشکیل ماتریس هم-وقوعی. الف) تصویر رقمی با چهار سطح روشنایی مختلف. ب) ماتریس هم-وقوعی متناظر با تصویر الف در زاویه ۰ درجه و فاصله ۱ پیکسل [۵۰].

$$\text{Entropy} = - \sum_{k,l} P(k,l) \log(P(k,l)) \quad (8)$$

۳-۱-۲- ماتریس طول پیمایش پیکسل

روش ماتریس طول پیمایش پیکسل به دو طریق ماتریسی و برداری قابل اجرا است. در روش برداری با استفاده از تابع $q(L, \theta, T)$ بردار طول پیمایش پیکسل تشکیل می‌شود. در این تابع L نشان‌دهنده طول پیمایش بر حسب پیکسل است. θ زاویه پیمایش را مشخص می‌کند. T مشخص‌کننده آستانه^۵ اختلاف روشنایی است. مقادیر و مفاهیم θ در این روش دقیقاً مشابه با روش ماتریس هم-وقوعی است. نحوه تشکیل بردار طول پیمایش پیکسل این‌گونه است که تمامی پیکسل‌های موجود در سطرهاى مختلف تصویر به صورت سطر به سطر در جهت θ پویش می‌شوند. اولین پیکسل هر سطر با سطح روشنایی I یک پیمایش به طول ۱ در نظر گرفته می‌شود. سطح روشنایی این پیکسل به عنوان مبنای پیمایش قرار می‌گیرد. سپس پیکسل بعدی ارزیابی می‌شود؛ در صورتی که $|I - I_n| < T$ باشد I_n سطح روشنایی پیکسل بعدی (است) طول پیمایش برابر ۲ خواهد شد و پیکسل سوم ارزیابی می‌شود و به همین شکل پیش خواهد رفت. در صورتی که $|I - I_n| > T$ به دست آید، پیمایش قطع شده و سطح روشنایی پیکسلی که پیمایش را متوقف کرده است مبنای پیمایش‌های بعدی قرار می‌گیرد. این فرآیند آنقدر ادامه می‌یابد تا تمام سطر پیمایش شود و سطر بعدی از تصویر مورد ارزیابی قرار گیرد. در شکل ۵ نمونه‌ای از این فرایند به نمایش گذاشته شده است. زمانی که تمامی پیکسل‌های موجود در تصویر پویش شوند، برداری شامل طول‌های پیمایش تشکیل می‌شود (شکل ۵). با استفاده از بردار به دست آمده، سه کمیت میانگین طول پیمایش، انحراف از معیار یا واریانس طول پیمایش و ممان سوم یا چولگی^۶ طول پیمایش برای توصیف بافتار تصویر حاصل می‌گردد [۲۸، ۳۰، ۳۱].

⁴ Entropy
⁵ Threshold
⁶ Skewness

$$\text{Energy} = \sum_{k,l} P(k,l)^2 \quad (2)$$

- تباین^۱، نشان دهنده مقدار تغییرات موضعی سطوح روشنایی تصویر است (رابطه ۳).

$$\text{contrast} = \sum_{k,l} (k - l)^2 P(k,l) \quad (3)$$

- مجموع مربعات یا واریانس، نشان‌دهنده زبری بافتار تصویر (رابطه ۴).

$$\sigma^2 = \sum_{k,l} (k - \mu)^2 P(k,l) \quad (4)$$

μ در رابطه ۴ با استفاده از رابطه ۵ محاسبه می‌گردد.

$$\mu = \sum_{k,l} k P(k,l) \quad (5)$$

- هم‌خوانی^۲، نشان‌دهنده جهت‌دار بودن بافتار تصویر است. هر چه بافتار تصویر جهت‌گیری بیشتری در راستای θ داشته باشد، هم‌خوانی بیشتری حاصل خواهد شد (رابطه ۶).

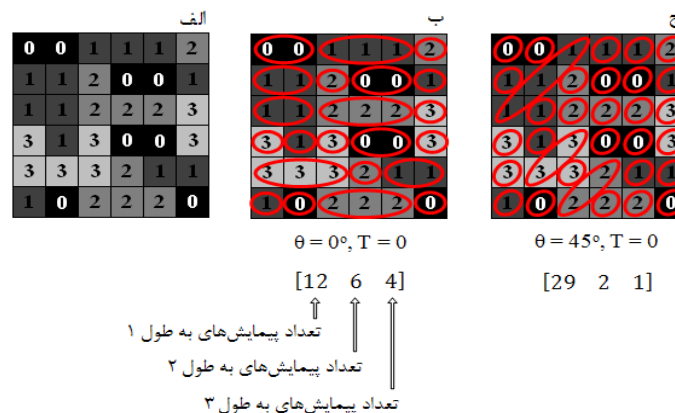
$$\text{Correlation} = \frac{\sum_{k,l} (k \times l) P(k,l) - \mu^2}{\sigma^2} \quad (6)$$

- ممان تفاضل معکوس یا همگنی^۳، نشان‌دهنده همگنی و یکنواختی سطوح روشنایی تصویر است (رابطه ۷).

$$\text{Homogeneity} = \sum_{k,l} \frac{P(k,l)}{1 + (k - \mu)^2} \quad (7)$$

- بی‌نظمی^۴، نشان‌دهنده توزیع تصادفی سطوح روشنایی در تصویر است (رابطه ۸).

- 1 Contrast
- 2 Correlation
- 3 Homogeneity



شکل ۵- نحوه تشکیل بردار طول پیمایش پیکسل: (الف) تصویر رقمی با چهار سطح روشنایی مختلف، (ب) بردار طول پیمایش پیکسل متناظر با تصویر الف در زاویه ۰ درجه و آستانه اختلاف روشنایی صفر درجه و (ج) بردار طول پیمایش پیکسل متناظر با تصویر الف در زاویه ۴۵ درجه و آستانه اختلاف روشنایی صفر درجه.

- نایکنواختی طول پیمایش، معیاری از نایکنواختی توزیع طول‌های پیمایش در تصویر است (رابطه ۱۲).

$$\text{Run length non - uniformity} = \frac{\sum_k (\sum_l Q(k,l))^2}{\sum_k \sum_l Q(k,l)} \quad (12)$$

- درصد پیمایش، معیاری از جهت‌دار بودن بافتار تصویر است. هرچه اولیه‌های بافتار تصویر در جهت θ آرایش یافته‌تر باشند مقدار درصد پیمایش عدد کوچک‌تری خواهد بود (رابطه ۱۳).

$$\text{Run percent} = \frac{\sum_k \sum_l Q(k,l)}{\sum_k \sum_l 1Q(k,l)} \quad (13)$$

در صنایع غذایی، آستانه اختلاف روشنایی می‌تواند مقادیر مختلفی داشته باشد. هرچه مقدار انتخاب شده برای T بزرگتر باشد ویژگی‌های کلی‌تر و بزرگ مقیاس بافتار ارزیابی می‌شود و هر چه مقدار T کوچک‌تر باشد ویژگی‌های جزئی‌تر و موضعی بافتار ارزیابی می‌شود [۳۰]. در صنایع غذایی اغلب مقدار صفر برای T انتخاب می‌شود. در صورتی که برای کنترل کیفیت محصول به هر دو دسته از ویژگی‌های بزرگ مقیاس و کوچک مقیاس بافتار احتیاج باشد از مجموعه‌ای از مقادیر مختلف T استفاده می‌شود [۲۸]. در مواردی که کیفیت محصولاتمانند گوشت قرمز [۳۱] و محصولات غذایی حجیم و پُف‌دار مانند نان و بیسکویت [۳۰] موضوع مورد مطالعه باشد؛ از آنجایی که بافتار این مواد جهت‌گیری خاصی ندارند تنها مقدار $\theta=0$ برای ارزیابی کافی خواهد بود. از سوی مقابل زمانی که بافتارهای جهت‌دار نظیر رشته‌های پروتئین موجود در پاستا موضوع مطالعه باشد، تمامی نتایج به‌دست آمده از چهار جهت ممکن برای θ باید مورد ارزیابی قرار گیرد [۵۵].

واضح است که هرچه مقدار میانگین طول پیمایش در جهت θ بزرگ‌تر باشد بافتار مورد نظر درشت‌دانه تر خواهد بود و هرچه انحراف از معیار طول پیمایش مقدار بزرگ‌تری باشد نایکنواختی بیشتری در توزیع اندازه اولیه‌های موجود در بافتار وجود دارد. چولگی بزرگتر یا کوچک‌تر از صفر نشان‌دهنده انحراف توزیع اندازه اولیه‌ها از توزیع نرمال است [۳۱]. در روش ماتریسی، طول‌های پیمایش دقیقاً مشابه با روش برداری محاسبه می‌شود. اما داده‌های طول پیمایش در این روش در ماتریس $Q(k,l)$ ذخیره می‌شوند. k سطح روشنایی را نشان می‌دهد و l طول پیمایش را مشخص می‌کند. به طوری که عضو (k,l) ماتریس نشان می‌دهد که در سطح روشنایی k چند پیمایش به طول l در تصویر وجود دارد (شکل ۶). با استفاده از ماتریس طول پیمایش پیکسل به‌دست آمده، پنج کمیت آماری به شرح روابط ۹ تا ۱۳ برای توصیف بافتار تصاویر قابل محاسبه خواهد بود [۵۴].

- معیار پیمایش کوتاه، کمیتی متناسب با تعداد پیمایش‌های کوتاه است. هرچه پیمایش‌های صورت گرفته کوتاه‌تر باشند مقدار این کمیت بزرگ‌تر خواهد بود (رابطه ۹).

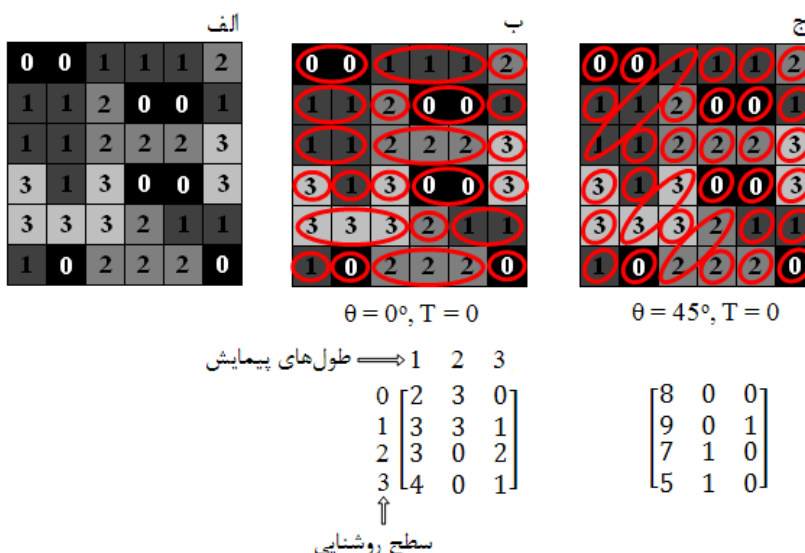
$$\text{Short run} = \frac{\sum_k \sum_l \frac{Q(k,l)}{l^2}}{\sum_k \sum_l Q(k,l)} \quad (9)$$

- معیار پیمایش بلند، کمیتی متناسب با تعداد پیمایش‌های بلند است. هرچه پیمایش‌های صورت گرفته بلندتر باشند مقدار این کمیت بزرگ‌تر خواهد بود (رابطه ۱۰).

$$\text{long run} = \frac{\sum_k \sum_l l^2 Q(k,l)}{\sum_k \sum_l Q(k,l)} \quad (10)$$

- نایکنواختی سطح روشنایی، معیاری از نایکنواختی توزیع سطوح روشنایی در تصویر است (رابطه ۱۱).

$$\text{Gray level non - uniformity} = \frac{\sum_k (\sum_l Q(k,l))^2}{\sum_k \sum_l Q(k,l)} \quad (11)$$



شکل ۶- نحوه تشکیل ماتریس طول پیمایش پیکسل: الف) تصویر رقمی با چهار سطح روشنایی مختلف، ب) ماتریس طول پیمایش پیکسل متناظر با تصویر الف در زاویه ۰ درجه و آستانه اختلاف روشنایی صفر درجه و ج) ماتریس طول پیمایش پیکسل متناظر با تصویر الف در زاویه ۴۵ درجه و آستانه اختلاف روشنایی صفر درجه.

۳-۱-۳- ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه

در روش ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه، اطلاعات بافتار تصویر بر مبنای ارتباط مابین سطح روشنایی یک پیکسل و پیکسل‌های همسایه آن حاصل می‌گردد [۵۶]. در این روش توصیف کمی بافتار، ابتدا ماتریس $N(k,l)$ به ابعاد $G \times n$ تشکیل می‌شود. G تعداد سطوح روشنایی موجود در تصویر است در حالی که n برابر با تعداد همسایه‌های ممکن برای یک پیکسل در یک فاصله مشخص، به اضافه یک است. به عنوان مثال تعداد همسایه‌های ممکن برای یک پیکسل در فاصله یک پیکسلی از آن برابر با ۸ است، بنابراین $n=8+1$ خواهد بود. به همین ترتیب تعداد همسایه‌های ممکن برای یک پیکسل در محدوده دو پیکسلی از آن برابر ۲۴ است، بنابراین $n=24+1$ می‌شود.

در ماتریس $N(k,l)$ ، k سطح روشنایی پیکسل را مشخص می‌کند و l تعداد همسایه‌های قابل قبول آن پیکسل را نشان می‌دهد. منظور از همسایه قابل قبول، پیکسلی است که اولاً در محدوده فاصله d از پیکسل هدف قرار گرفته باشد و ثانیاً اختلاف سطح روشنایی آن با پیکسل هدف کمتر از T باشد (شکل ۷ ج). T و d ضرایبی هستند که با توجه به بافتار محصول مورد مطالعه انتخاب می‌شوند. بنابراین درایه (k,l) ام ماتریس N ، تعداد پیکسل‌هایی را نشان می‌دهد که سطح روشنایی آنها برابر k است و l همسایه قابل قبول دارند (شکل ۷ د). باید توجه شود که هنگام تشکیل ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه، پیکسل‌های مرزی کنار گذاشته می‌شوند. مثلاً اگر $d=1$ انتخاب شود، پیکسل‌های واقع در سطر اول، سطر آخر، ستون اول و ستون آخر در نظر گرفته نمی‌شوند (شکل ۷ ب). یک مثال از نحوه تشکیل ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه برای $T=0$ و $d=1$ در شکل ۷ نمایش داده شده است.

با استفاده از ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه کمیت‌های آماری مختلف جهت توصیف بافتار تصویر مطابق روابط ۱۸-۱۴ حاصل می‌گردد [۵۶، ۵۷].

- معیار عدد کوچک، نشان‌دهنده ناهمواری^۱ بافتار تصویر است (رابطه ۱۴).

$$\text{Small number} = \frac{\sum_k \sum_l \frac{N(k,l)}{l^2}}{\sum_k \sum_l N(k,l)} \quad (14)$$

- معیار عدد بزرگ، نشان‌دهنده همواری^۲ بافتار تصویر است (رابطه ۱۵).

$$\text{Large number} = \frac{\sum_k \sum_l l^2 N(k,l)}{\sum_k \sum_l N(k,l)} \quad (15)$$

- ممان دوم، نشان‌دهنده میزان یکسانی مقدار اعضای ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه است (رابطه ۱۶)

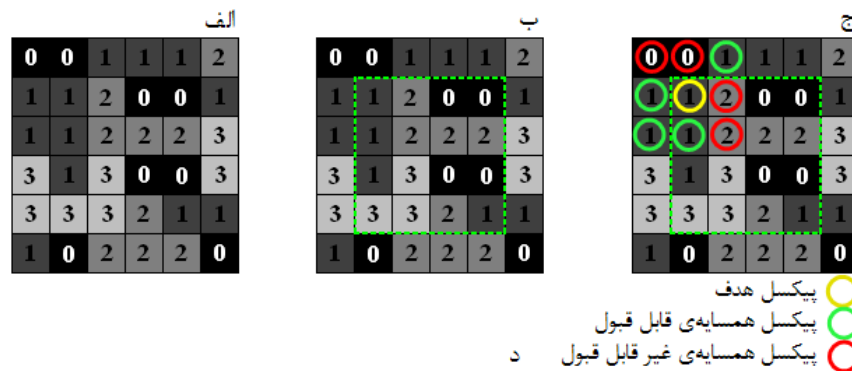
$$\text{Second moment} = \frac{\sum_k \sum_l N(k,l)^2}{\sum_k \sum_l N(k,l)} \quad (16)$$

- ناپیکنواختی و بی‌نظمی، نشان‌دهنده نحوی توزیع اعداد در ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه است (رابطه‌های ۱۷ و ۱۸).

$$\text{Non - uniformity} = \frac{\sum_l (\sum_k N(k,l))^2}{\sum_k \sum_l N(k,l)} \quad (17)$$

$$\text{Entropy} = \frac{\sum_k \sum_l N(k,l) \log(N(k,l))}{\sum_k \sum_l N(k,l)} \quad (18)$$

¹ Roughness
² Smoothness



تعداد همسایگی‌ها	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	4	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	1	0	1	0	0	0	0
2	0	1	2	2	0	0	0	0	0
3	0	0	2	0	1	0	0	0	0

↑
سطح روشنایی

شکل ۷- نحوه تشکیل ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه: الف) تصویر رقمی با چهار سطح روشنایی مختلف، ب) پیکسل‌های مجاز جهت تشکیل ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه، ج) مثالی از پیکسل هدف، همسایه‌های قابل قبول و همسایه‌های غیر قابل قبول و د) ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه متناظر با تصویر الف برای $T=0$ و $d=1$

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود اغلب نتایج عملکردی، دقتی بیشتر از ۷۰ درصد دارند که به طور کلی نتایج رضایت‌بخشی در صنایع غذایی محسوب می‌شوند. در ارتباط با دسته‌بندی سیب سرخ دقت عملکرد بسیار بالا (نزدیک به ۱۰۰ درصد) حاصل شده است [۶۱]. برای کنترل کیفیت گوشت خام ماکیان عمدتاً دقت عملکردی در محدوده ۷۰ درصد حاصل شده است که نتیجه ضعیف‌تری در مقایسه با سایر محصولات خوراکی است [۵۹, ۶۳]. لازم به یادآوری است که مقادیر کمی مستخرج از ماتریس هم-وقوعی تابع دو متغیر زاویه (θ) و فاصله (d) هستند. بنابراین بدیهی است که با تغییر این دو مقدار نتایج متفاوتی حاصل شود. به عنوان مثال می‌توان به پژوهش‌های پارک^۱ و همکارانش در ارتباط با تاثیر متغیرهای فاصله و زاویه بر عملکرد روش ماتریس هم-وقوعی در کنترل کیفیت گوشت خام ماکیان اشاره کرد [۵۹, ۶۳]. نتایج آنها نشان داد که دقت عملکردی برای فواصل ۱ و ۲ پیکسل تقریباً یکسان است اما در سایر فواصل، نتایج اختلاف قابل توجهی دارند. در صورت استفاده از زوایای مختلف نتایج کاملاً متفاوتی حاصل می‌شود. باید توجه داشت که در صنایع غذایی عمدتاً از زاویه ۰ درجه استفاده می‌شود در غیراینصورت نتایج هر چهار زاویه به طور همزمان به کار گرفته می‌شود [۲۸]. طبق پیشنهاد هارالیک، برای استقلال نتایج از زاویه، بهتر است کمیت‌های حاصل از ماتریس هم-وقوعی در چهار جهت متفاوت محاسبه شوند و سپس میانگین آن کمیت در چهار جهت مختلف به عنوان توصیفی از بافتار تصویر استفاده شود [۱۳].

¹ Park

مقادیر کمی بدست آمده از ماتریس هم-وقوعی، ماتریس طول پیمایش پیکسل و ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه به عنوان پارامترهای آماری مرتبه دوم شناخته می‌شوند. چرا که در محاسبه این پارامترها ارتباط فضایی بین پیکسل‌ها در نظر گرفته می‌شود. از سوی دیگر پارامترهای آماری مرتبه اول نظیر میانگین سطوح روشنایی تصویر، واریانس سطوح روشنایی تصویر و آنتروپی هیستوگرام روشنایی تصویر وجود دارند [۵۲]. علیرغم اینکه این پارامترهای ساده اطلاعاتی در ارتباط با نحوه توزیع فضایی سطوح روشنایی در تصویر به دست نمی‌دهند اما معلوماتی در ارتباط با توزیع فراوانی سطوح روشنایی در تصویر ارائه می‌دهند که این معلومات می‌تواند به عنوان اطلاعات مکمل در ارزیابی کیفیت محصولات غذایی توسط سیستم بینایی ماشین مورد استفاده قرار بگیرد [۵۸].

۴- مروری بر کاربردهای پردازش بافتار تصویر در صنایع غذایی

۴-۱- روش‌های آماری

۴-۱-۱- ماتریس هم-وقوعی

ماتریس هم-وقوعی به عنوان یکی از روش‌های آماری توصیف کمی بافتار، در کاربردهای مختلفی نظیر کنترل کیفیت گوشت خام ماکیان [۵۹]، تخمین میزان چربی موجود در گوشت خام گاو [۶۰]، جداسازی و تعیین هویت دانه‌های غلات [۳۳, ۳۴] و پیش‌بینی سفتی/ لطافت و خشکی/ نرمی محصولات غذایی حجیم و پُف‌دار مانند نان و بیسکویت [۳۰, ۵۳] به کار گرفته شده است. در جدول ۱ برخی از این کاربردها به همراه دقت عملکردی این روش در هر مورد فهرست شده است.

جدول ۱- کاربردهای روش ماتریس هم-وقوعی در نظارت و کنترل کیفیت محصولات غذایی.

کاربرد	دقت	روش تعبیر، تفسیر و دسته‌بندی اطلاعات
طبقه‌بندی و دسته‌بندی سیب سرخ [۶۱]	۰/۹۹۵	شبکه عصبی مصنوعی
تخمین میزان چربی موجود در گوشت خام گاو [۶۰]	۰/۷۵۲	شبکه عصبی مصنوعی
تخمین میزان چربی موجود در گوشت خام گاو با بهره‌گیری از تصاویر فراصوت ^۲ [۶۲]	۰/۹۳	روش‌های آماری
ارزیابی لطافت و سفتی گوشت گاو (با کمک ویژگی‌های رنگی) [۳۱]	۰/۷۲	روش‌های آماری (حداقل مربعات خطا)
دسته‌بندی گوشت لطیف و سفت گاو (با کمک ویژگی‌های رنگی) [۱۱]	۰/۸۳۳	روش‌های آماری
پیش‌بینی خواص مکانیکی محصولات غذایی حجیم و پُف‌دار [۵۳]	۰/۷۶۷	روش‌های آماری
جداسازی دانه‌های غلات [۴۹]	۰/۹۱	روش‌های آماری
تعیین هویت دانه‌های غلات (با کمک ماتریس طول پیمایش پیکسل) [۳۳]	۰/۹۰۸	شبکه عصبی مصنوعی
پیش‌بینی بافتار خوارکی (خواصی نظیر تردی، نرمی و خمیری شکل بودن) سیب زمینی پخته شده [۳۷]	۰/۶۵۹	روش‌های آماری
کنترل کیفیت گوشت خام ماکیان در زوایا و فواصل مختلف [۵۹,۶۳]	-۰/۷۵۹ ۰/۶۲۷	روش‌های آماری

² Ultrasound

۴-۱-۲- ماتریس طول پیمایش پیکسل

نتایج مطالعات گذشته در ارتباط با استفاده از ماتریس طول پیمایش پیکسل در کنترل کیفیت و نظارت بر محصولات غذایی به همراه دقت عملکردی آن در موارد مختلف در جدول ۲ ارائه شده است. از میان کاربردهای مختلف این روش می‌توان به ارزیابی لطافت و سفتی گوشت گاو [۳۱]، شناسایی و دسته‌بندی رشته‌های پروتئین موجود در پاستا [۵۵] و پیش‌بینی بافتار خوراکی (خواصی نظیر تردی، نرمی و خمیری شکل بودن) سیب‌زمینی پخته شده [۳۷] اشاره کرد. با توجه به نتایج ذکر شده در جدول ۲ مشاهده می‌شود که دقت عملکردی مربوط به روش ماتریس طول پیمایش پیکسل در کنترل کیفیت و نظارت بر محصولات غذایی از ۴۹ درصد تا ۹۳ درصد تغییر می‌کند. کمیت‌های حاصل از ماتریس طول پیمایش پیکسل، همانطور که اشاره شد (بخش ۳-۱-۲)، تابع دو متغیر آستانه (T) و زاویه (θ) هستند. بنابراین حصول نتایج عملکردی متفاوت با در نظر گرفتن آستانه‌ها و جهت‌های مختلف امری قابل انتظار است. در صنایع غذایی نتایج عملکردی رضایت‌بخش، اغلب در زاویه صفر درجه حاصل شده است [۳۰]. باید توجه داشت که در بین سه روش آماری ذکر شده، ماتریس هم-وقوعی بهترین نتایج عملکردی را به همراه داشته است. این موضوع می‌تواند به دلیل تعداد بیشتر کمیت‌های

توصیفگر حاصل از این روش باشد. یعنی زمانی که تعداد کمیت‌های توصیفگر بافتار زیاد است، احتمال اینکه حداقل یکی از کمیت‌ها به طور رضایت بخش تفاوت‌های موجود در بافتار محصولات موردنظر را به درستی تشخیص دهد بالاتر خواهد بود. از آنجایی که ماتریس طول پیمایش پیکسل با در نظر گرفتن یک آستانه، پیکسل‌های همسایه با سطح روشنایی مشابه را به عنوان یک گروه در نظر می‌گیرد، کمیت‌های حاصل از آن می‌تواند به عنوان معیاری از ساختار مواد غذایی نظیر اندازه حفره‌های خالی موجود در توده محصولات غذایی حجیم و پُف‌دار مانند نان و بیسکویت [۳۰]، یا ابعاد نقاط چربی در بین عضلات گوشت گاو باشد.

۴-۱-۳- ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه

از ماتریس وابستگی سطح روشنایی همسایه در صنایع غذایی به ندرت استفاده شده است. معدود موارد استفاده از این روش مربوط به دسته‌بندی گوشت خام گاو [۵۸] و ارزیابی کیفیت گوشت خوک می‌شود [۵۲]. محاسبات مربوط به این روش به علت عدم تعریف متغیر زاویه (θ) در آن از دو روش آماری دیگر ساده‌تر است.

جدول ۲- کاربردهای روش ماتریس طول پیمایش پیکسل در نظارت و کنترل کیفیت محصولات غذایی.

کاربرد	دقت	روش تعبیر، تفسیر و دسته‌بندی اطلاعات
ارزیابی لطافت و سفتی گوشت گاو (با کمک ویژگی‌های رنگی) [۳۱]	۰/۷۲	روش‌های آماری
ارزیابی لطافت و سفتی گوشت گاو (با کمک ویژگی‌های رنگی) [۳۱]	۰/۷۰	شبکه عصبی مصنوعی
دسته‌بندی گوشت گاو به دو دسته‌ی لطیف و سفت (با کمک ویژگی‌های رنگی) [۱۱]	۰/۸۳۳	روش‌های آماری
بررسی همخوانی بافتار تصویر محصولات غذایی حجیم و پُف‌دار با خواص مکانیکی آنها در آستانه‌های مختلف [۵۳]	-۰/۸۲۴	روش‌های آماری
بررسی همخوانی بافتار تصویر محصولات غذایی حجیم و پُف‌دار با بافتار خوراکی آنها در آستانه‌های مختلف [۶۴]	۰-۰/۸۸	روش‌های آماری
تعیین هویت دانه‌های غلات (با کمک ماتریس هم-وقوعی) [۳۳]	۰/۹۰۸	شبکه عصبی مصنوعی
تعیین هویت دانه‌های غلات (با کمک ماتریس هم-وقوعی) [۳۴]	۰/۹۳۲	شبکه عصبی مصنوعی
شناسایی و دسته‌بندی رشته‌های پروتئین موجود در پاستا [۵۵]	۰/۷۰۱	روش‌های آماری
پیش‌بینی بافتار خوراکی گوشت خوک [۵۲]	۰/۵۶۴	روش‌های آماری
پیش‌بینی بافتار خوراکی سیب زمینی پخته شده [۳۷]	۰/۴۹۱	روش‌های آماری

۵- نتیجه‌گیری

اطلاعات کامل‌تر در این بخش، عملکرد مناسب سیستم بینایی ماشین را تضمین می‌نماید. بافتار به عنوان یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های تصویر قلم داد می‌شود و استفاده از آن در ارزیابی و نظارت بر محصولات غذایی بسیار مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. به طور کلی روش‌های ارزیابی کمی بافتار تصویر مورد استفاده در صنایع غذایی را می‌توان به سه دسته روش‌های آماری، روش‌های مبتنی بر تبدیل و روش‌های مبتنی بر مدل طبقه‌بندی نمود. نتایج پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد که داده‌های حاصل از پردازش بافتار تصاویر دارای عملکردی قابل قبول در ارزیابی کیفیت محصولات غذایی هستند. در بخش دوم پژوهش پس از

با استفاده از سیستم‌های بینایی ماشین امکان کنترل کیفیت و نظارت بر انواع و اقسام محصولات غذایی به صورت مکانیزه، سریع، بهداشتی و بدون دخالت آزمونگر انسانی فراهم شده است. ماهیت غیرمخرب و انعطاف‌پذیری کاربردی در کنار قدرت و سرعت بالای محاسبه رایانه‌های امروزی، جذابیت به کارگیری روش بینایی ماشین را در کنترل برخط کیفیت محصولات غذایی برای تولیدکنندگان بیش از پیش نموده است. پردازش تصویر به عنوان اصلی‌ترین بخش یک سیستم بینایی ماشین در نظر گرفته می‌شود. استخراج داده‌های هرچه مفیدتر و در بردارنده

محصول غذایی مشخص بهترین عملکرد را خواهد داشت به سادگی امکان‌پذیر نیست. از این روی توصیه می‌شود که جهت دستیابی به رابطه‌ای با قابلیت اطمینان بیشتر بین عوامل موثر در بافتار تصویر و خواص و ویژگی‌های محصولات غذایی از چند روش مختلف برای پردازش بافتار استفاده شود.

معرفی روش‌های مبتنی بر مدل و مبتنی بر تبدیل‌های ریاضی و بررسی عملکرد هر یک از این روش‌ها در کنترل کیفیت محصولات غذایی مشاهده خواهد شد که علیرغم اینکه عموماً دقت عملکرد روش‌های آماری در ارزیابی کیفیت محصولات غذایی بالاتر از سایر روش‌ها است اما دقت عملکرد یک روش در کاربردهای مختلف یکسان نخواهد بود. بنابراین امکان تشخیص اینکه کدام روش برای بکارگیری در ارزیابی یک

۶- مراجع

1. T. Brosnan, D. W. Sun, "Improving quality inspection of food products by computer vision-a review", *J. Food Eng.*, 61, 3-16, **2004**.
2. R. L. Shewfelt, B. Bruckner, "*Fruit and vegetable quality: an integrated view*", 1st ed., USA, CRC Press, **2000**.
3. F. J. Francis, "Color quality evaluation of horticultural crops", *HortScience USA*, 15, 58-59, **1980**.
4. R. D. Tillett, "Image analysis for agricultural processes Division Note DN 1585", *Silsoe Res. Inst.*, **1990**.
5. D. J. He, Q. Yang, S. P. Xue, N. Geng, "Computer vision for colour sorting of fresh fruits", *Trans. Chin. Soc. Agric. Eng.*, 14, 202-205, **1998**.
6. Q. Z. Li and M. H. Wang, "Development and prospect of real time fruit grading technique based on computer vision", *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 30, 1-7, **1999**.
7. D. W. Sun, "Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method", *J. Food Eng.*, 44, 245-249, **2000**.
8. H. H. Wang, D. W. Sun, "Evaluation of the functional properties of cheddar cheese using a computer vision method", *J. Food Eng.*, 49, 49-53, **2001**.
9. M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, "*Image processing, analysis, and machine vision*", 4th ed., USA, Cengage Learning, **2014**.
10. C. Wilkinson, G. B. Dijksterhuis, and M. Minekus, "From food structure to texture", *Trends Food Sci. Technol.*, 11, 442-450, **2000**.
11. J. Li, J. Tan, P. Shatadal, "Classification of tough and tender beef by image texture analysis", *Meat Sci.*, 57, 341-346, **2001**.
12. H. Kaizer, "A quantification of textures on aerial photographs", *Tech Note 121*, **1955**.
13. R. M. Haralick, K. Shanmugam, I. H. Dinstein, "Textural features for image classification", *Syst. Man Cybern. IEEE Trans. On*, 6, 610-621, **1973**.
14. R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", *Proc. IEEE*, 67, 786-804, **1979**.
15. S. Ghodrati, M. Mohseni, S. Gorji Kandi, "Dependence of adhesion strength of an acrylic clear coat on fractal dimension of abrasive blasted surfaces using image processing", 6th International Congress on Color and Coatings, 137, Tehran, Iran, **2015**.
16. A. P. Pentland, "Fractal-based description of natural scenes", *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. On*, 6, 661-674, **1984**.
17. A. R. Backes, D. Casanova, O. M. Bruno, "Plant leaf identification based on volumetric fractal dimension", *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell.*, 23, 1145-1160, **2009**.
18. L. M. Kaplan, "Extended fractal analysis for texture classification and segmentation", *Image Process. IEEE Trans. On*, 8, 1572-1585, **1999**.
19. R. Lopes, P. Dubois, I. Bhourri, M. H. Bedoui, S. Maouche, N. Betrouni, "Local fractal and multifractal features for volumic texture characterization", *Pattern Recognit.*, 44, 1690-1697, **2011**.
20. Y. Xu, H. Ji, C. Fermüller, "Viewpoint invariant texture description using fractal analysis", *Int. J. Comput. Vis.*, 83, 85-100, **2009**.
21. S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. On*, 11, 674-693, **1989**.
22. R. Azencott, J.-P. Wang, L. Younes, "Texture classification using windowed Fourier filters", *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. On*, 19, 148-153, **1997**.
23. A. Laine, J. Fan, "Texture classification by wavelet packet signatures", *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. On*, 15, 1186-1191, **1993**.
24. S. G. Kandi, "Machine vision analysis for textile texture identification", *Fibres Text. East. Eur.*, 6, 53-57, **2011**.
25. A. Conci, C. B. Proença, "A fractal image analysis system for fabric inspection based on a box-counting method", *Comput. Netw. ISDN Syst.*, 30, 1887-1895, **1998**.
26. O. G. Cula, K. J. Dana, F. P. Murphy, B. K. Rao, "Skin texture modeling", *Int. J. Comput. Vis.*, 62, 97-119, **2005**.
27. S. Tominaga and others, "Image analysis and synthesis of skin color textures by wavelet transform", *Interpretation, 2006 IEEE Southwest Symposium on*, 193-197, **2006**.
28. C. Zheng, D. W. Sun, L. Zheng, "Recent applications of image texture for evaluation of food qualities-a review", *Trends Food Sci. Technol.*, 17, 113-128, **2006**.
29. R. Quevedo, L. G. Carlos, J. M. Aguilera, L. Cadoche, "Description of food surfaces and microstructural changes using fractal image texture analysis", *J. Food Eng.*, 53, 361-371, **2002**.
30. X. Gao, J. Tan, "Analysis of expanded-food texture by image processing part I: geometric properties", *J. Food Process Eng.*, 19, 425-444, **1996**.
31. J. Li, J. Tan, F. A. Martz, H. Heymann, "Image texture features as indicators of beef tenderness", *Meat Sci.*, 53, 17-22, **1999**.
32. D. D. Day, D. Rogers, "Fourier-based texture measures with application to the analysis of the cell structure of baked products", *Digit. Signal Process.*, 6, 138-144, **1996**.
33. J. Paliwal, N. S. Visen, D. S. Jayas, N. D. G. White, "Cereal grain and dockage identification using machine vision", *Biosyst. Eng.*, 85, 51-57, **2003**.
34. J. Paliwal, N. S. Visen, D. S. Jayas, N. D. G. White, "Comparison of a neural network and a non-parametric classifier for grain kernel identification", *Biosyst. Eng.*, 85, 405-413, **2003**.
35. N. Kondo, U. Ahmad, M. Monta, H. Murase, "Machine vision based quality evaluation of Iyokan orange fruit using neural networks", *Comput. Electron. Agric.*, 29, 135-147, **2000**.
36. W. Qiu, S. A. Shearer, "Maturity assessment of broccoli using the discrete Fourier transform", *Trans. ASAE*, 35, 2057-2062, **1992**.
37. A. K. Thybo, P. M. Szczypiński, A. H. Karlsson, S. Dønstrup, H. S. Stødkilde-Jørgensen, H. J. Andersen, "Prediction of sensory texture quality attributes of cooked potatoes by NMR-imaging (MRI) of raw potatoes in combination with different image analysis methods", *J. Food Eng.*, 61, 91-100, **2004**.

38. H. H. Wang, D. W. Sun, "Correlation between cheese meltability determined with a computer vision method and with Arnott and Schreiber tests", *J. Food Sci.*, 67, 745–749, **2002**.
39. N. R. Sarkar, "Machine vision for quality control in the food industry", *Instrum. Methods Qual. Assur. Foods*, 167–187, **1991**.
40. A. R. Novini, "The latest in vision technology in today's food and beverage container manufacturing industry", *Tech. Pap.-Soc. Manuf. Eng.- Ser.*, **1995**.
41. S. Gunasekaran, "Computer vision technology for food quality assurance", *Trends Food Sci. Technol.*, 7, 245–256, **1996**.
42. B. G. Bachelor, "Lighting and viewing techniques in automated visual inspection", *Comput. Electron. Agric.*, 20, 117–130, **1985**.
43. P. Wallin, P. Haycock, "*Foreign body prevention, detection and control*", 1st ed., USA, Blackie Academic & Professional, **1998**.
44. S. Gunasekaran, K. Ding, "Using computer vision for food quality evaluation", *Food Technol.*, **1994**.
45. E. R. Davies, "*Computer and machine vision: theory, algorithms, practicalities*", 4th ed., USA, Academic Press, **2012**.
46. G. W. Krutz, H. G. Gibson, D. L. Cassens, Z. Min, and others, "Colour vision in forest and wood engineering", *Landwards*, 55, 2–9, **2000**.
47. M. H. Bharati, J. J. Liu, J. F. MacGregor, "Image texture analysis: methods and comparisons", *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, 72, 57–71, **2004**.
48. C. Palm, "Color texture classification by integrative co-occurrence matrices", *Pattern Recognit.*, 37, 965–976, **2004**.
49. S. Majumdar, D. S. Jayas, "Classification of cereal grains using machine vision: III. Texture models", *Trans. ASAE*, 43, 1681–1687, **2000**.
50. S. Ghodrati, "Investigation of the image processing methods for surface fractal dimension calculation and its relation with surface roughness and organic coatings adhesion", Master, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, **2016**.
51. K. Shiranita, T. Miyajima, R. Takiyama, "Determination of meat quality by texture analysis", *Pattern Recognit. Lett.*, 19, 1319–1324, **1998**.
52. E. Cernadas, P. Carrión, P. G. Rodríguez, E. Muriel, T. Antequera, "Analyzing magnetic resonance images of Iberian pork loin to predict its sensorial characteristics", *Comput. Vis. Image Underst.*, 98, 344–360, **2005**.
53. X. Gao, J. Tan, "Analysis of expanded-food texture by image processing part II: mechanical properties", *J. Food Process Eng.*, 19, 445–456, **1996**.
54. M. M. Galloway, "Texture analysis using gray level run lengths", *Comput. Graph. Image Process.*, 4, 172–179, **1975**.
55. A. Fardet, P. M. Baldwin, D. Bertrand, B. Bouchet, D. J. Gallant, J. L. Barry, "Textural images analysis of pasta protein networks to determine influence of technological processes", *Cereal Chem.*, 75, 699–704, **1998**.
56. C. Sun, W. G. Wee, "Neighboring gray level dependence matrix for texture classification", *Comput. Vis. Graph. Image Process.*, 23, 341–352, **1983**.
57. O. C. Rotunno Filho, P. M. Treitz, E. D. Soulis, P. J. Howarth, N. Kouwen, "Texture processing of synthetic aperture radar data using second-order spatial statistics", *Comput. Geosci.*, 22, 27–34, **1996**.
58. O. Basset, B. Buquet, S. Abouelkaram, P. Delachartre, J. Culioli, "Application of texture image analysis for the classification of bovine meat", *Food Chem.*, 69, 437–445, **2000**.
59. B. Park, K. C. Lawrence, W. R. Windham, Y.-R. Chen, K. Chao, "Discriminant analysis of dual-wavelength spectral images for classifying poultry carcasses", *Comput. Electron. Agric.*, 33, 219–231, **2002**.
60. J. D. Mccauley, B. R. Thane, A. D. Whittaker, "Fat estimation in beef ultrasound images using texture and adaptive logic networks", *Trans. ASAE*, 37, 997–1002, **1994**.
61. I. Kavdir, D. E. Guyer, "Apple sorting using artificial neural networks and spectral imaging", *Trans. ASAE*, 45, 1995–2005, **2002**.
62. H. L. Zhang, D. E. Wilson, G. H. Rouse, "Frequency and intensity texture analysis for beef quality evaluation and prediction from ultrasound images", *Engineering in Medicine and Biology Society*, 1994. *Engineering Advances: New Opportunities for Biomedical Engineers. Proceedings of the 16th Annual International Conference of the IEEE*, 668–669, **1994**.
63. B. Park, Y. R. Chen, "AE-automation and emerging technologies: co-occurrence matrix texture features of multi-spectral images on poultry carcasses", *J. Agric. Eng. Res.*, 78, 127–139, **2001**.
64. X. Gao, J. Tan, P. Shatadal, H. Heymann, "Evaluating expanded-food sensory properties by image analysis", *J. Texture Stud.*, 30, 291–304, **1999**.