

برآورد سریع و غیر مخرب محتوی خاکستر آرد گندم با استفاده از یک سیستم بینایی کامپیوتری

مهران نوری^۱، بهزاد ناصحی^{۲*}، شیما جلدانی^۳، مائده ایزدی^۴

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان، اهواز، ایران

۲- دانشیار گروه مهندسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان، اهواز، ایران

۳- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان، اهواز، ایران

۴- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم تحقیقات خوزستان، اهواز، ایران

(تاریخ دریافت: ۹۵/۰۲/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۹/۰۷)

چکیده

در این پژوهش، یک سیستم بینایی کامپیوتری به منظور بررسی ارتباط بین ویژگی‌های تصویری نمونه‌های مختلف آرد گندم با محتوی خاکستر آن‌ها مورد استفاده قرار گرفت. ویژگی‌های تصویری سطح نمونه‌های آرد شامل شاخص‌های رنگی (L^* ، a^* و b^*) و شاخص‌های ماتریس هم-رخداد سطح خاکستری ($GLCM$) (تباین، انرژی، همبستگی، همگنی و انترپی) بود. نتایج نشان داد شاخص‌های تصویری به استثنای همبستگی، ارتباط خطی معنی‌داری با محتوی خاکستر نمونه‌ها داشتند. با این وجود، با توجه به ضرایب تعیین پایین مدل‌های خطی، به منظور برآورد محتوی خاکستر، مدل‌های چندجمله‌ای درجه دوم به داده‌ها برازش شد. نتایج آنالیز واریانس نشان داد که مدل‌های درجه دوم برازش شده به استثنای همبستگی، معنی‌دار و ضریب تعیین مدل‌های معنی‌دار به استثنای مدل‌های مربوط به L^* ، a^* و انرژی رضایت‌بخش ($R^2 > 0.7$) بود. همچنین نتایج اعتبارسنجی مدل‌ها حاکی از عملکرد خوب مدل‌های درجه دوم پیشنهادشده در برآورد محتوی خاکستر نمونه‌های جدید آرد گندم بود.

کلیدواژگان: آرد گندم، آنالیز همبستگی، محتوی خاکستر، ماشین بینایی

*مستول مکاتبات: b_nasehi@yahoo.com

۱- مقدمه

گندم با تولید جهانی ۶۰۰ میلیون تن در سال، یکی از مهم‌ترین دانه‌های غلات موجود در کره خاکی است. تقریباً ۷۰ درصد گندم تولید شده، در تهیه انواع مختلفی از غذاهای انسان استفاده می‌شود [۱]. فرآیند آسیابانی^۱ یکی از مهم‌ترین عملیات‌ها در فرآوری گندم است که طی آن دانه‌های گندم به آردی که ماده اولیه فرآورده‌هایی همچون نان، کیک و ماکارونی است، تبدیل می‌شود [۲]. عملیات آسیابانی گندم که از آن در متون علمی به عنوان یک هنر یاد می‌کنند حاصل تجربه نسل‌های گذشته به منظور تولید هرچه بهینه‌تر آرد است [۳]. به‌طورکلی آسیاب گندم به منظور جداسازی آندوسپرم از سبوس و جوانه و کاهش اندازه ذرات آندوسپرم است [۴]. وزن تعداد قسمت‌های آرد تولید شده از ۱۰۰ قسمت گندم تحت عنوان درصد نرخ استخراج^۲ شناخته شده است. دانه گندم حاوی ۸۲ درصد آندوسپرم است، با این وجود امکان جداسازی کامل آن از جوانه و پوسته وجود ندارد. به‌طورکلی نرخ استخراج آرد از گندم بین ۷۰-۸۰ درصد است [۵]. به‌طور رایج خلوص آرد را با محتوی خاکستر^۳ آن که باقی‌مانده‌های معدنی پس از اکسیداسیون و سوختن کامل ماده آلی است، بیان می‌کنند. بخش عمده مواد معدنی در بخش‌های خارجی دانه گندم وجود دارد که طی آسیاب وارد سبوس می‌شود. از این رو محتوی پایین خاکستر در آرد نشان‌دهنده مقدار پایین سبوس و جوانه در آرد است و همچنان که نرخ استخراج آرد بالاتر می‌رود محتوی خاکستر آرد بیشتر می‌شود [۶].

نرخ استخراج یکی از پارامترهای موردبررسی به منظور کنترل فرآیند طی آسیاب گندم است. روش رایج تعیین درصد استخراج به کمک تعیین محتوی خاکستر و سپس تبدیل آن به درصد استخراج است [۷]. این روش، همچون سایر عملیات‌های وابسته به نیروی انسانی^۴ محدودیت‌هایی از جمله وقت‌گیر بودن، هزینه‌بر بودن و مخرب بودن دارد. به‌علاوه، استفاده از این روش‌ها برای کارکنان بسیار ملال‌آور و پرحمیت است که سبب بروز خطا در اندازه‌گیری‌ها خواهد شد [۸]. از این رو استقرار

سیستم‌های بازرسی ماشینی و کامپیوتری خودکار برای ارزیابی و تخمین محتوی خاکستر حین فرآیند می‌تواند کمک شایانی به تولید بهینه فرآورده نماید.

اغلب سیستم‌های خودکار کامپیوتری مورد استفاده در بازرسی فرآورده‌های کشاورزی و غذایی، بر پایه آنالیز مشخصه‌های ظاهری محصول استوارند. از آنجایی که اغلب ویژگی‌های ظاهری با چشم انسان قابل بررسی هستند، بینایی کامپیوتری می‌تواند در سیستم‌های بازرسی خودکار خطوط تولید مورد استفاده قرار گیرد [۹]. بینایی کامپیوتری یک تکنولوژی مهندسی است که در آن علم مکانیک، تجهیزات نوری، احساس الکترومغناطیس، تصویربرداری دیجیتال و تکنولوژی پردازش تصویر با هم ترکیب شده‌اند [۱۰]. همچنین بینایی کامپیوتری کاربرد روش‌هایی که تجهیزات کامپیوتری را برای درک محتوی یک تصویر قادر می‌سازند مورد مطالعه قرار می‌دهد [۱۱].

اغلب خصوصیات ظاهری فرآورده‌های غذایی از جمله رنگ، بافت، اندازه و شکل می‌توانند با استفاده از سیستم‌های رایج بینایی کامپیوتری اندازه‌گیری شوند. طی سال‌های اخیر، بررسی ظاهری بر پایه تکنولوژی بینایی کامپیوتری به‌طور موفقیت‌آمیزی در ارزیابی کیفی مواد غذایی و کشاورزی بکار گرفته شده است. از جمله این پژوهش‌ها می‌توان به دسته‌بندی گوشت [۱۲]، بازرسی خودکار و ارزیابی کیفی میوه و سبزیجات [۸]، برآورد خصوصیات بافت سطحی غذاهای اکستروود شده [۱۳]، بررسی اثرات اجزاء سازنده بر همبرگر پخته شده [۱۴]، بررسی فرآیند خشک کردن قطعات سیب [۱۵]، شناسایی مواد خارجی در بیسکویت [۱۶]، اندازه‌گیری رنگ گوشت [۱۷]، بررسی فاکتورهای کیفی آبمیوه مرکبات در خلال انبارمانی [۱۸]، و مدل‌سازی اثر افزودن منابع فیبر خوراکی بر ویژگی‌های بینایی دونات [۱۹]، اشاره کرد. بنابراین هدف این پژوهش، استفاده از تکنولوژی بینایی کامپیوتری در برآورد سریع و غیر مخرب محتوی خاکستر آرد گندم بود.

1. Milling
2. Percentage extraction rate
3. Ash content
4. Manual operation

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- مواد

در این پژوهش ۳۲ نمونه آرد گندم با درجه استخراج‌های متفاوت و با اندازه ذرات تقریباً یکسان (کمتر از ۱۸۰ میکرون) در کارخانه آرد جنوب استان خوزستان تهیه شد.

۲-۲- محتوی خاکستر

محتوی خاکستر با استفاده از روش استاندارد انجمن شیمیدان‌های غلات آمریکا^۱ شماره ۰۱-۰۸ تعیین شد [۲۰].

۲-۳- سیستم بینایی کامپیوتری

سیستم بینایی کامپیوتری شامل یک دوربین تصویربرداری دیجیتال (Canon PowerShot SX60 HS, Japan)، یک کامپیوتر شخصی (Pentium(R) Dual-Core processor) و یک جعبه سیاه (از جنس چوب) با ابعاد $100 \times 100 \times 100 \text{ cm}^3$ و دارای نورپردازی با زاویه ۴۵ درجه توسط لامپ‌های فلورسنتی بود. تصویربرداری در یک فاصله ثابت ۳۰ سانتی‌متری از نمونه‌های قرارگرفته در مرکز جعبه انجام شد. تصاویر سپس به محیط متلب^۲ R2014a (The MathWorks Inc., Natick, Mass, USA) انتقال داده و توسط این نرم‌افزار پس از جداسازی تصاویری با اندازه 701×701 پیکسل از مرکز هر تصویر، ویژگی‌های رنگی و مشخصه‌های ماتریس هم-رخداد سطح خاکستری^۳ (GLCM) استخراج شد.

۲-۳-۱- تعیین ویژگی‌های رنگ

برای تعیین ویژگی‌های رنگی نمونه‌ها از مدل رنگی CIE $L^*a^*b^*$ (یا CIELAB) استفاده شد. از آنجایی که تصاویر در فضای رنگی RGB گرفته شده بود، عملیات تبدیل فضای رنگی، برای به دست آوردن شاخص‌های CIE $L^*a^*b^*$ انجام شد. پس از عملیات تبدیل فضای رنگی سه شاخص L^* که بیان‌کننده مقدار روشنایی تصویر است، a^* که بیان‌کننده قرمزی (مقادیر مثبت) و سبزی (مقادیر منفی) است و b^* که بیان‌کننده

زردی (مقادیر مثبت) و آبی (مقادیر منفی) بودن رنگ است، تعیین شد [۲۱].

۲-۳-۲- تعیین مشخصه‌های GLCM

در این مطالعه از ماتریس هم رخداد سطح خاکستری^۴ (GLCM) به منظور محاسبه ویژگی‌های سطحی تصاویر آرد استفاده شد. در این روش اصول کار بر پایه محاسبات انجام شده بر روی هیستوگرام‌های درجه دوم تصاویر مقیاس خاکستری است. GLCM، یک ماتریس مربعی است که اندازه آن منوط به بیشینه شدت خاکستری پیکسل‌های موجود در تصویر است. این ماتریس بیانگر تعداد رخداد یک زوج پیکسل، در یک عنصر ماتریس $P_{\delta}(i, j)$ با مقادیر شدت خاکستری i و j در فاصله مکانی ویژه δ در امتداد یک مسیر معین d (افقی، عمودی یا قطری) در یک تصویر است [۲۲]. در این مطالعه، پس از انتقال تصاویر به محیط متلب، شاخص‌های ممان درجه دوم زاویه‌ای^۵ (ASM) یا انرژی^۶ (ENR)، تباین^۷ (CON)، همبستگی^۸ (COR)، همگنی^۹ (HOM) و انتروپی^{۱۰} (ENT) (جدول ۱) به‌عنوان توصیف‌کننده ویژگی‌های سطحی توسط الگوریتم ماتریس هم رخداد سطح خاکستری محاسبه شد [۲۳].

۲-۴- آنالیز همبستگی

در این پژوهش، ارتباط بین شاخص‌های تصویری آرد گندم و محتوی خاکستر آن با استفاده از مقادیر ضریب همبستگی (r) که مقیاسی از رابطه خطی بین دو متغیر است مورد ارزیابی قرار گرفت. ضریب همبستگی با استفاده از رابطه او توسط نرم‌افزار SAS 9.1 (SAS Institute, Cary, NC) محاسبه گردید.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

در این رابطه x_i و y_i مقادیر متغیرهای X و Y ($i = 1, 2, \dots, n$) و همچنین \bar{x} و \bar{y} میانگین‌های نمونه X و Y می‌باشند.

4. Grey-level co-occurrence matrices
5. Angular Second Moment
6. Energy
7. Contrast
8. Correlation
9. Homogeneity
10. Entropy

1. American association of cereal chemists
2. MATLAB
3. Gray level co-occurrence matrix

Table 1 Extraction of surface texture characterization from GLCM.

descriptor	Formula	Description
Contrast	$CON = \sum_{n=0}^B n^2 \left(\sum_i \sum_j p(i,j) \right)_{ i-j =n}$	Returns a measure of the intensity contrast between a pixel and its neighbor over the whole image. Contrast is 0 for a constant image.
Correlation	$COR = \frac{\sum_i \sum_j (ij) - \mu^2}{\sigma^2}$ $\mu = \sum_i \sum_j iP(i,j)$	Returns a measure of how correlated a pixel is to its neighbor over the whole image. Range = [-1 1] Correlation is 1 or -1 for a perfectly positively or negatively correlated image. Correlation is NaN for a constant image.
Energy	$ASM = \sum_i \sum_j p^2(i,j)$ $ENR = \sqrt{ASM}$	Returns the sum of squared elements in the GLCM. Range = [0 1] Energy is 1 for a constant image.
Homogeneity	$HOM = \sum_{i,j} \frac{P(i,j)}{1 + i - j }$	Returns a value that measures the closeness of the distribution of elements in the GLCM to the GLCM diagonal. Range = [0 1] Homogeneity is 1 for a diagonal GLCM.
Entropy	$ENT = - \sum_i \sum_j P(i,j) \log(P(i,j))$	Entropy is a measure of statistical randomness, it is related to a measure of the image disorder.

i and j: row and column numbers in the GLCM matrix, μ : means, σ : standard deviation, $P(i,j)$ th entry in a normalised grey-level co-occurrence matrix.

فاکتور صحت^۵ (AF) (رابطه ۳) و فاکتور بایاس^۶ (BF) (رابطه ۴) که از شاخص‌های ضروری برای ارزیابی عملکرد مدل توسعه یافته می‌باشند نیز محاسبه شد [۲۵-۲۴].

$$AF = 10 \frac{\sum \log(V_F/V_E)}{n_E}$$

$$BF = 10 \frac{\sum \log(V_F/V_E)}{n_E}$$

در روابط بالا n_E تعداد داده‌های تجربی، V_E مقدار تجربی و V_F مقدار برآورد شده است. برازش مدل‌ها و آنالیز آماری با استفاده از نرم‌افزار SAS 9.1 (SAS Institute, Cary, NC) انجام شد.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- اندازه‌گیری محتوی خاکستر و شاخص‌های

تصویری

آماره‌های توصیفی مربوط به محتوی خاکستر و شاخص‌های تصویری (L^* , a^* , b^* ، تباین، همبستگی، انرژی، همگنی و انتروپی) اندازه‌گیری شده نمونه‌های آرد در جدول ۲ گزارش شده است. این نتایج نشان می‌دهد محتوی خاکستر نمونه‌های آرد با نرخ‌های استخراج مختلف محتوی خاکستر مختلفی دارند

5. Accuracy factor
6. Bias factor

۲-۵- مدل‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌ها

در این پژوهش به منظور برآورد محتوی خاکستر نمونه‌های آرد، مدل‌های برآورد کننده درجه دوم (رابطه ۲) (با توجه به بالاتر بودن ضرایب تعیین این مدل‌ها نسبت به مدل‌های خطی) به داده‌ها برازیده شد.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2$$

در این روابط Y محتوی خاکستر، X شاخص تصویری، β_0 ضریب ثابت معادله (عرض از مبدأ)، β_1 ضریب خطی معادله و β_2 ضریب درجه دوم معادله بود. با استفاده از آنالیز واریانس^۱ برای هر رابطه، عبارات معنی‌دار ($p < 0.05$) مشخص گردید. همچنین شاخص‌های ضریب تعیین^۲ (R^2)، ضریب تعیین تصحیح شده^۳ ($adj-R^2$) و ضریب تغییرات^۴ (CV) به منظور بررسی کفایت مدل‌ها محاسبه شد.

پس از برازش مدل‌های درجه دوم، به منظور اعتبارسنجی مدل‌ها و عملکرد آن‌ها در برآورد محتوی خاکستر نمونه‌های جدید آرد، مقادیر برآورد شده و تجربی با استفاده از آزمون t-test در سطح احتمال ۵ درصد با یکدیگر مقایسه شد. همچنین برای هر مدل،

1. ANOVA
2. Coefficient of determination
3. Adjusted coefficient of determination
4. Coefficient of variation

به طوری که محتوی خاکستر از ۰/۵۰ درصد تا ۱/۷۴ متفاوت بود. که همین موضوع سبب افزایش محتوی خاکستر می‌گردد [۶].

Table 2 Statistical indices of measured values for ash content and image properties of wheat flour samples.

Index	n	Mean	Minimum	Maximum	Variance	Standard deviation	Coefficient of variation
Ash content	32	1.01	0.50	1.76	0.18	0.42	41.87
L*	32	61.74	60.38	62.94	0.41	0.64	1.04
a*	32	-1.49	-2.26	0.07	0.39	0.63	-41.93
b*	32	6.29	0.61	14.90	15.53	3.94	62.67
Contrast	32	247.65	38.38	667.20	29517.97	171.81	69.38
Correlation	32	-0.01	-0.06	0.04	0.00	0.02	-155.91
Energy	32	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	92.54
Homogeneity	32	0.17	0.11	0.31	0.00	0.05	27.84
Entropy	32	5.27	4.10	6.19	0.30	0.54	10.31

همبستگی به خوبی نشان داد شاخص‌های تصویری ارتباط خطی معنی‌داری با محتوی خاکستر آرد دارد (جدول ۳). نتایج این آزمون نشان داد نمونه‌های آرد با شاخص‌های رنگی L* و a* کمتر، b* بیشتر و همچنین با تباین و انترپی بالاتر و انرژی و همگنی پایین‌تر دارای محتوی خاکستر بالاتری می‌باشند.

۳-۲- آنالیز همبستگی

در ارزیابی آنالیز همبستگی، ضرایب منفی معرف رابطه معکوس، ضرایب مثبت معرف رابطه مستقیم و ضرایب حوالی صفر نمایانگر عدم وجود رابطه خطی بین متغیرها است. آنالیز

Table 3 Correlation coefficients between the ash content and image properties of wheat flour.

	Image properties							
	L*	a*	b*	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Entropy
Ash content	-0.78****	-0.75****	0.94****	0.93****	0.10ns	-0.68***	-0.85****	0.92****

^{ns} No significant.

* Significant at $p \leq 0.05$.

** Significant at $p \leq 0.01$.

*** Significant at $p \leq 0.001$.

**** Significant at $p \leq 0.0001$.

آنالیز تصویر به همراه ارزیابی حسی به منظور ارزیابی ظاهر سوسیس استفاده شد [۲۶].

۳-۳- برازش و اعتبارسنجی مدل‌ها

ارتباط خطی و درجه دوم محتوی شاخص‌های تصویری با خاکستر در شکل ۱ به تصویر کشیده شده است. در این پژوهش با توجه به شاخص‌های ضریب تعیین و ضریب تغییرات (شاخص‌های ارزیابی کیفیت مدل)، مدل‌های رگرسیونی چندجمله‌ای درجه دوم به منظور برآورد محتوی خاکستر نمونه‌های آرد به داده‌ها برازش شد. در این مدل‌ها محتوی خاکستر به عنوان متغیر وابسته و شاخص‌های تصویری به عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته شد.

بنابراین با توجه به نتایج آنالیز همبستگی می‌توان بینایی کامپیوتری و آنالیز تصویر را ابزاری مناسب در برآورد محتوی خاکستر آرد گندم دانست. مطالعات پیشین نیز کاربرد سیستم‌های بینایی کامپیوتری را در ارزیابی‌های تصویری مواد غذایی به خوبی نشان دادند. برای مثال، فونگارو^۱ و کوال^۲ (۲۰۱۳) با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر ویژگی‌های سطحی پاستاهای ایتالیایی را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها وجود همبستگی بین ویژگی‌های سطحی و خصوصیات فیزیکوشیمیایی نمونه‌های پاستا را گزارش کردند [۲۳]. همچنین در پژوهشی که توسط گیرولامی^۳ و همکاران (۲۰۱۴) انجام شد از یک سیستم بینایی کامپیوتری و

1. Fongaro
2. Kvaal
3. Girolami

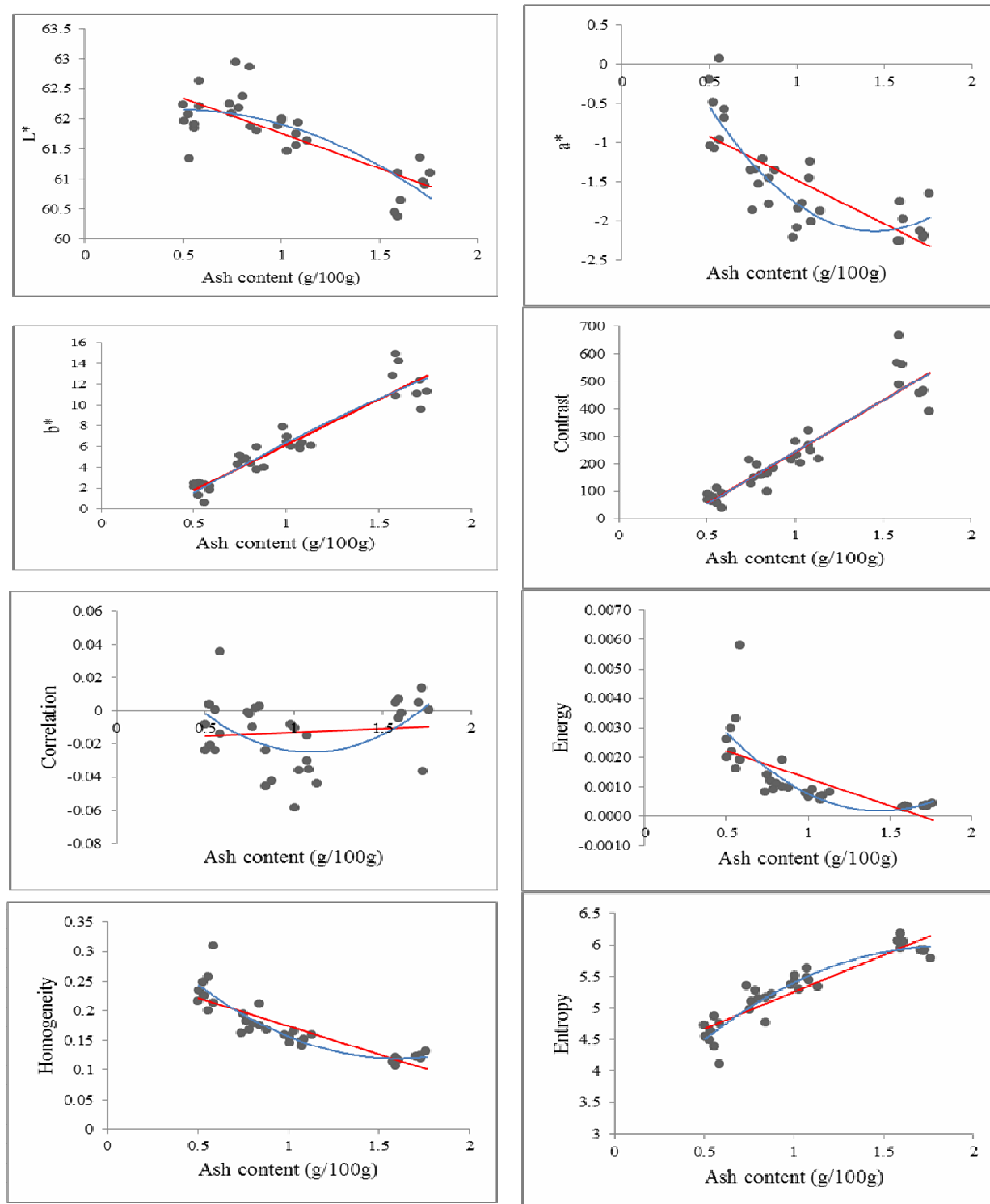


Fig 1. Linear (red line) and quadratic (blue line) relationship between image properties and ash content of wheat flour.

تغییرات متغیر وابسته است [۲۹]. بنابراین با نزدیک شدن این ضریب به واحد، تغییرات در متغیر وابسته می‌تواند به‌خوبی به‌وسیله مدل‌های رگرسیون توضیح داده شود [۲۷]. شاخص ضریب تغییرات، تغییرات غیرقابل توضیح یا باقی‌مانده در داده‌ها را به‌عنوان درصدی از میانگین تغییرات متغیر وابسته محاسبه می‌کند [۳۰]. مقادیر پایین‌تر این شاخص، تکرارپذیری بهتری را فراهم می‌نمایند. به‌طورکلی ضریب تغییرات بالاتر از ۱۰ نشان‌دهنده تغییرات بالا در میانگین است و برای یک مدل رضایت‌بخش نیست [۳۱]. در این پژوهش، متأسفانه ضریب تغییرات برای همه مدل‌ها بالاتر از ۱۰ بود. با این وجود برای مدل‌های برازش شده به متغیرهای b^* ، تباین، همگنی و انتروپی نسبت به سایر مدل‌ها پایین‌تر بود.

نتایج آنالیز واریانس معادلات رگرسیونی برازش شده در جدول ۴ گزارش شده است. همان‌طوری‌که قابل‌مشاهده است مدل‌های برازش شده برای همه شاخص‌ها به استثنای همبستگی، معنی‌دار ($p < 0.001$) بود. آنالیز آماری نشان داد که کفایت مدل‌های معنی‌دار برای پیش‌بینی، به استثنای مدل‌های مربوط به متغیرهای L^* و a^* ، به دلیل ضریب تعیین بالا رضایت‌بخش بود. برای یک مدل برازش شده مناسب، بهتر است ضریب تعیین بالاتر از ۰/۸۰ باشد [۲۷]، با این وجود برخی پژوهشگران مدل‌هایی با ضریب تعیین بالاتر از ۰/۷۵ را نیز موردپذیرش قرار داده‌اند [۲۸]. به‌طورکلی ضریب تعیین نشان‌دهنده نسبتی از تغییرات متغیر وابسته است که به وسیله رابطه رگرسیونی توجیه می‌شود. به سخن دیگر، این شاخص نشان‌دهنده سهم متغیر مستقل در

Table 4. ANOVA for quadratic models: estimated regression models of relationship between ash content (Y) and image properties (X) of wheat flour.

Source	L^*	a^*	b^*	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Entropy
Model (p-value)	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	0.86 ^{ns}	<0.0001	<0.0001	<0.0001
β_0	611.13	0.51 ^{**}	0.26 ^{**}	0.26 ^{**}	0.86 ^{ns}	1.69 ^{****}	4.43 ^{****}	6.34 ^{****}
β_1	-19.29 ^{ns}	0.07 ^{ns}	0.14 ^{****}	0.004 ^{****}	1.04	-780.13 ^{****}	-31.20 ^{****}	-2.80 ^{****}
β_2	0.15 ^{ns}	0.23 [*]	-0.00 ^{ns}	-3E-06 ^{**}	2.49 ^{ns}	106149 ^{****}	61.51 ^{****}	0.34 ^{****}
R^2	0.63	0.62	0.90	0.90	16.68 ^{ns}	0.76	0.90	0.90
Adj- R^2	0.61	0.60	0.89	0.89	0.01	0.74	0.89	0.89
CV (%)	26.22	26.57	13.84	13.84	-0.06	21.20	13.93	14.10
RMSE	0.27	0.27	0.14	0.14	42.08	0.21	0.14	0.14

^{ns} No significant.

* Significant at $p \leq 0.05$.

** Significant at $p \leq 0.01$.

*** Significant at $p \leq 0.001$.

**** Significant at $p \leq 0.0001$.

(شکل ۲) تهیه و پس از تعیین مشخصه‌های تصویری، محتوی خاکستر این نمونه‌ها با استفاده از مدل‌ها، برآورد و با مقادیر واقعی (تجربی) مقایسه شد.

به منظور بررسی عملکرد مدل‌ها پیشنهادی در برآورد نتایج قابل قبول، اعتبارسنجی مدل‌ها انجام شد. در این راستا، ۸ نمونه جدید آرد با محتوی خاکستر مختلف شامل آرد کامل (a)، آرد ستاره (b)، آرد مخلوط ستاره و نول (c) و آرد نول (d)

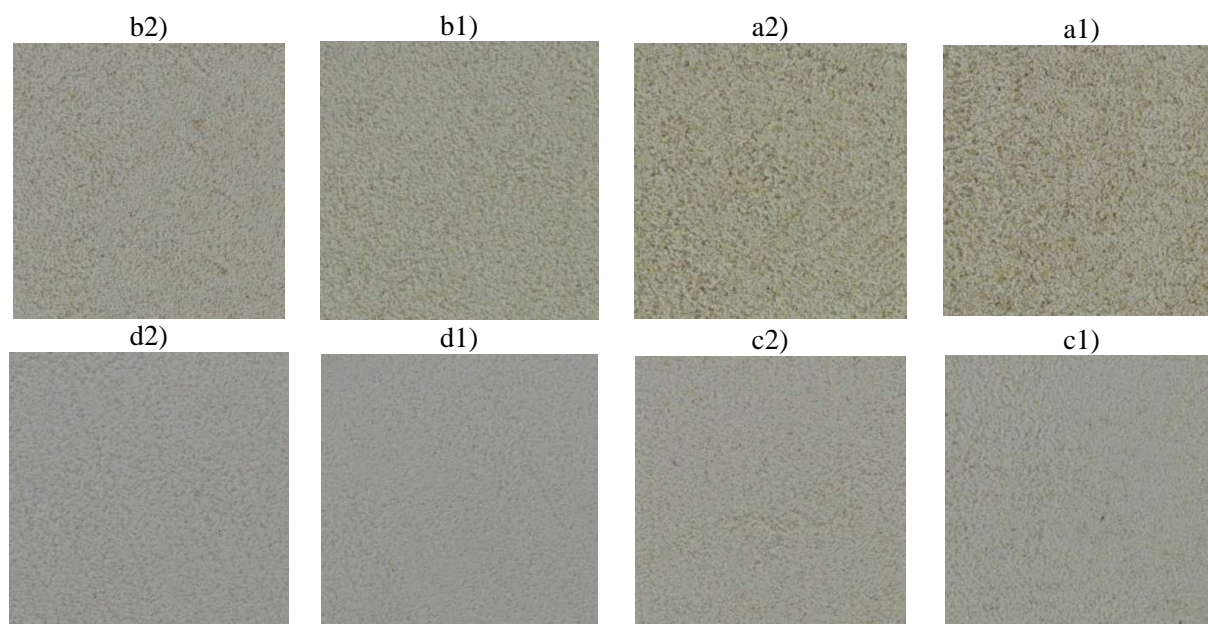


Fig 2 RGB images of different types of wheat flour (a, b, c and d) used to validation of the developed models.

منظور برآورد محتوی خاکستر نمونه‌های جدید مورد بررسی قرار گرفت. مقادیر واقعی و برآورد شده محتوی خاکستر نمونه‌های آرد گندم در جدول ۵ گزارش شده است.

با توجه به نتایج آنالیز واریانس و شاخص‌های ضریب تعیین و ضریب تغییرات، کارایی مدل‌های توسعه یافته مربوط به شاخص‌های تصویری b^* ، تباین، انرژی، همگنی و انتروپی به

Table 5 Experimental and predicted values of the wheat flour using developed models.

Wheat flour sample	Experimental value	Predicted value				
		b^*	Contrast	Energy	Homogeneity	Entropy
a1	1.66	1.72	1.49	1.43	1.57	1.72
a2	1.71	1.84	1.41	1.39	1.45	1.58
b1	1.30	1.39	1.02	1.17	1.06	1.13
b2	0.96	1.17	1.02	1.16	1.04	1.13
c1	0.78	0.98	0.70	1.76	0.67	0.80
c2	0.71	1.08	0.73	0.81	0.69	0.83
d1	0.48	0.53	0.51	0.36	0.48	0.63
d2	0.51	0.50	0.62	0.63	0.60	0.73
Mean	1.01 ± 0.49	1.15 ± 0.49	0.94 ± 0.36	0.96 ± 0.38	0.95 ± 0.40	1.07 ± 0.40

برآورد شده توصیف شود. گزارش شده است که هر اندازه این دو فاکتور به $1/00$ نزدیک باشند نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است [۲۵]. همان‌طور که در جدول ۶ قابل مشاهده است فاکتورهای دقت و بایاس برای همه مدل‌ها به $1/00$ نزدیک است. بنابراین این فاکتورها نشان می‌دهند که مقادیر برآورد شده خاکستر نمونه‌های آرد گندم به مقادیر واقعی نزدیک است و مدل‌های پیشنهادی از تناسب خوبی برخوردارند.

نتایج آزمون t -test نشان داد مقادیر برآورد شده اختلاف آماری معنی‌داری با مقادیر تجربی ندارند. همچنین برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، فاکتور بایاس و فاکتور دقت که می‌توانند شاخص‌های از عملکرد کلی مدل باشند، محاسبه شد. فاکتور بایاس می‌تواند برای تشریح اعتبار مدل^۱ مورد استفاده قرار گیرد. فاکتور دقت نیز می‌تواند تحت عنوان اندازه‌ای از نزدیکی مقادیر واقعی به مقادیر

1. Reliability of the model

Table 6 Accuracy and bias factors of developed regression models.

Model performance indices	b [*]	Contrast	Energy	Homogeneity	Entropy
Accuracy factor	1.16	1.13	1.18	1.11	1.16
Bias factors	1.15	0.96	0.97	0.96	1.10

مختلف آرد گندم و امکانات اندازه‌گیری محتوی خاکستر صمیمانه سپاسگزاری می‌کنند.

منابع

- [1] Dendy, D.A., Dobraszczyk, B.J, 2001, Cereals and cereal products. Chemistry and technology, Maryland, Aspen Publishers, Inc, Gaithersburg, pp. 13-14.
- [2] Abdulvahit, S, 2004, Wet-milling of wheat flour: industrial processes and small-scale test methods. *Lebensm. Wiss. Technology*, 37, 499-515.
- [3] Dziki, D., & Laskowski, J, 2005, Wheat Kernel Physical Properties and Milling Process, *Acta Agrophysica*, 6(1), 59-71.
- [4] Meuser, F, 2003, Types of mill and their uses, in *Encyclopedia of Food Science and Nutrition*, 2nd edn (eds B. Caballero, L.C. Trugo, and P.M. Finglas), London, Academic Press, pp 3987-3997.
- [5] Brennan, J. G., & Grandison, A. S, 2012, *Food Processing Handbook 2nd edition*, Volume 1, John Wiley & Son, pp 398-400.
- [6] Suresh, D. S., & Aashitosh A. I, 2014, The cumulative ash curve: a best tool to evaluate complete mill performance, *Journal of Food Science and Technology*, 51(4):795-799.
- [7] Institute of Standards and Industrial Research of Iran, 2011, *Wheat flour-Specifications & test methods*, Method103, 5th revision.
- [8] Zhang, B., Huang, W., Li, J., Zhao, C., Fan, S., Wu, J., & Liu, C, 2014, Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review, *Food Research International*, 62, 326-343.
- [9] Aleixos, N., Blasco, J., Navarron, F., & Molto, E, 2002, Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors, *Computers and Electronics in Agriculture*, 33(2), 121-137.
- [10] Patel, K. K., Kar, A., Jha, S. N., & Khan, M. A, 2012, Machine vision system: A tool for quality inspection of food and agricultural

برآورد شاخص‌های کیفی مواد غذایی با استفاده از سیستم‌های بینایی کامپیوتری در سایر پژوهش‌های نیز گزارش شده است. برای مثال لی^۱ و همکاران (۱۹۹۹) از تکنیک‌های بینایی کامپیوتری و شاخص‌های تصویری به منظور برآورد تردی گوشت قرمز استفاده کردند [۳۲]. همچنین کاندراواتنه^۲ و همکاران (۲۰۰۶) درجه‌بندی گوشت گوسفند را با استفاده از مشخصه‌های تصویری برآورد نمودند [۳۳]. جاکمن^۳ (۲۰۰۸) نیز طی پژوهشی یک سیستم آنالیز تصویر را به منظور برآورد دلپذیری گوشت گاو توسعه داد [۳۴]. در پژوهشی دیگر زنونزیان^۴ و همکاران (۲۰۰۹) از تکنیک‌های بینایی کامپیوتری به منظور برآورد ویژگی‌های فیزیکیوشیمیایی کدو تنبل خشک‌شده استفاده کردند [۳۵].

۴- نتیجه‌گیری

نتایج پژوهش پیش‌رو به خوبی نشان داد که محتوی خاکستر نمونه‌های آرد گندم با نرخ‌های استخراج متفاوت، همبستگی خوبی با ویژگی‌های تصویری این نمونه‌ها دارند. شاخص‌های تصویری، تباین و انتروبی به ترتیب قوی‌ترین ارتباط خطی را با محتوی خاکستر نشان دادند. همچنین به منظور برآورد محتوی خاکستر، مدل‌های چندجمله‌ای درجه دوم، به داده‌های آزمایشی برازش شد. نتایج آنالیز واریانس نشان از کفایت مدل‌های برازش داده داشت. همچنین اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد مدل‌های پیشنهادی عملکرد خوبی در برآورد داده‌های جدید دارند. بنابراین این پژوهش را می‌توان گامی به سوی استقرار سیستم‌های کامپیوتری خودکار، سریع، غیر مخرب و کم‌هزینه به منظور تعیین محتوی خاکستر آرد در واحدهای تولیدی دانست.

سپاسگزاری

نویسندگان از مجموعه و مدیریت آرد جنوب استان خوزستان جهت همکاری در انجام این پژوهش و فراهم نمودن نمونه‌های

1. Li
2. Chandraratne
3. Jackman
4. Zenoozian

- [20] AACC, 2000, Approved methods of the American Association of Cereal Chemists (10th ed.). St. Paul, MN, USA: American Association of Cereal Chemists.
- [21] Quevedo, R., Díaz, O., Caqueo, A., Ronceros, B., & Aguilera, J, 2009, Quantification of enzymatic browning kinetics in pear slices using non-homogenous L^a color information from digital images, *LWT-Food Science and Technology*, 42(8), 1367-1373.
- [22] Bharati, M. H., Liu, J. J., & MacGregor, J. F, 2004, Image texture analysis: methods and comparisons, *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 72(1), 57-71.
- [23] Fongaro, L., & Kvaal, K, 2013, Surface texture characterization of an Italian pasta by means of univariate and multivariate feature extraction from their texture images, *Food Research International*, 51(2), 693-705.
- [24] Hossain, M., Brunton, N., Martin-Diana, A., & Barry-Ryan, C, 2010, Application of response surface methodology to optimize pressurized liquid extraction of antioxidant compounds from sage (*Salvia officinalis* L.), basil (*Ocimum basilicum* L.) and thyme (*Thymus vulgaris* L.). *Food & function*, 1(3), 269-277.
- [25] O'Shea, N., Röble, C., Arendt, E., & Gallagher, E, 2015, Modelling the effects of orange pomace using response surface design for gluten-free bread baking, *Food Chemistry*, 166, 223-230.
- [26] Girolami, A., Napolitano, F., Faraone, D., Di Bello, G., & Braghieri, A, 2014, Image analysis with the computer vision system and the consumer test in evaluating the appearance of Lucanian dry sausage, *Meat science*, 96(1), 610-616.
- [27] Homayoonfal, M., Khodaiyan, F., & Mousavi, M., 2015, Modelling and optimising of physicochemical features of walnut-oil beverage emulsions by implementation of response surface methodology: Effect of preparation conditions on emulsion stability. *Food chemistry*, 174: 649-659.
- [28] Chauhan, B., & Gupta, R., 2004, Application of statistical experimental design for optimization of alkaline protease production from *Bacillus* sp. RGR-14, *Process Biochemistry*, 39(12): 2115-2122.
- products. *Journal of Food Science and Technology—Mysore*, 49(2), 123-141.
- [11] Gomes, J. F. S., & Leta, F. R, 2012, Applications of computer vision techniques in the agriculture and food industry: A review, *European Food Research and Technology*, 235(6), 989-1000.
- [12] Chandraratne, M. R., Kulasiri, D., & Samarasinghe, S, 2007, Classification of lamb carcass using machine vision: comparison of statistical and neural network analyses, *Journal of Food Engineering*, 82(1), 26-34.
- [13] Fan, L.-p., Zhang, M., & Mujumdar, A. S, 2006, Effect of various pretreatments on the quality of vacuum-fried carrot chips, *Drying technology*, 24(11), 1481-1486.
- [14] Velioglu, H. M., Velioglu, S. D., Boyacı, I. H., Yılmaz, I., & Kurultay, S, 2010, Investigating the effects of ingredient levels on physical quality properties of cooked hamburger patties using response surface methodology and image processing technology, *Meat Science*, 84, 477-483.
- [15] Sampson, D. J., Chang, Y. K., Rupasinghe, V. H. P., & Zaman, Q. U, 2014, A dual-view computer-vision system for volume and image texture analysis in multiple apple slices drying, *Journal of Food Engineering*, 127, 49-57.
- [16] Senni, L., Ricci, M., Palazzi, A., Burrascano, P., Pennisi, P., & Ghirelli, F, 2014, On-line automatic detection of foreign bodies in biscuits by infrared thermography and image processing, *Journal of Food Engineering* 128, 146-156.
- [17] Antonio Girolami, A., Napolitano, F., Faraone, D., & Braghieri, A, 2013, Measurement of meat color using a computer vision system, *Meat Science*, 93, 111-118.
- [18] Abdanan Mehdizade, S., Nouri, M., Soltani Kazemi, M., & Amrai, S. None-destructive investigation of the quality factors in citrus juice during storage using digital image processing, *Iranian Food Science & Technology Research Journal*, in press.
- [19] Nouri, M., Nasehi, B., Samavati, V., & Abdanan Mehdizade, S. Modeling the effects of Persian gum and carrot pomace powder addition on visual features of donut using response surface methodology, *Iranian Journal of Food Science & Technology*, in press.

- Bickerstaffe, R., 2006, Prediction of lamb carcass grades using features extracted from lamb chop images, *Journal of Food Engineering*, 74(1), 116-124.
- [34] Jackman, P., Sun, D.-W., Du, C.-J., Allen, P., & Downey, G., 2008, Prediction of beef eating quality from colour, marbling and wavelet texture features, *Meat Science*, 80(4), 1273-1281.
- [35] Zenoozian, M. S., & Devahastin, S., 2009, Application of wavelet transform coupled with artificial neural network for predicting physicochemical properties of osmotically dehydrated pumpkin, *Journal of Food Engineering*, 90(2), 219-227.
- [29] Zamani, P., 2010, *Statistical design in animal sciences* (2 ed.). Hamedan, Bu-Ali Sina university, pp 70-71.
- [30] Montgomery, D. C., 2013, *Design and Analysis of Experiments* (8 ed.). New York, Wiley, pp 449-478.
- [31] Samavati, V., Lorestani, M., & S, Joolazadeh, 2014, Identification and characterization of hydrocolloid from *Cordia myxa* leaf, *International journal of biological macromolecules*, 65, 215-221.
- [32] Li, J., Tan, J., Martz, F. A., & Heymann, H., 1999, Image texture features as indicators of beef tenderness, *Meat Science*, 53(1), 17-22.
- [33] Chandraratne, M. R., Kulasiri, D., Frampton, C., Samarasinghe, S., &

Rapid and Non-Destructive Predicting the Ash content of Wheat Flour using a Computer Vision System

Nouri, M. ¹, Nasehi, B. ^{2*}, Jaldani, SH. ³, Izadi, M. ⁴

1. MSc graduated of Food Science and Technology, Ramin University of Agriculture and Natural Resources of Khuzestan, Ahvaz, Iran
 2. Associate professor of Food Science and Technology, Ramin University of Agriculture and Natural Resources of Khuzestan, Ahvaz, Iran
 3. Master Student of Food Science and Technology, Ramin University of Agriculture and Natural Resources of Khuzestan, Ahvaz, Iran
 4. MSc graduated of Food Science and Technology, Islamic Azad University, Khuzestan Branch, Ahvaz, Iran
- (Received: 2016/05/09 Accepted: 2016/11/27)

In this study a computer vision system was employed to investigate the relationship between the image features and ash content of wheat flour. Image features of flour surface included color properties (L^* , a^* and b^*) and gray level co-occurrence matrix (*GLCM*) parameters (contrast, energy, correlation, homogeneity and entropy). Results of correlation analysis revealed that there were significant linear relationships between image features of surface flour (except for correlation) and their ash content. However, because of low coefficient of determination (R^2) of linear models, quadratic models were fitted to data in order to predict ash content of wheat flour. Analysis of variance showed that the fitted quadratic models, except for the correlation, were significant. As well, the R^2 values of significant models, except for L^* , a^* and energy were satisfactory ($R^2 > 0.75$). Results of models validation showed that proposed quadratic models had good performance to predict ash content of new wheat flour samples.

Keywords: Wheat flour, Correlation analysis, Ash content, Machine vision

* Corresponding Author E-Mail Address: b_nasehi@yahoo.com