



پیش بینی و اطمینان از کیفیت روغن زیتون بکر با استفاده از سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی

روشنک رفیعی نظری^۱، حسن کاکوئی^۲ و مجید عرب‌عامری^{۳*}

^۱گروه فیزیک، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

^۲کارشناسی ارشد علوم و صنایع غذایی، سازمان غذا و دارو، تهران، ایران

^۳معاونت غذا و دارو، دانشگاه علوم پزشکی شاهرود، شاهرود، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۶/۲؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۶/۱۱

چکیده

سابقه و هدف: تخمین پارامترهای کیفی روغن زیتون اهمیت ویژه‌ای در روش‌های کنترل کیفیت مدرن دارد. یکی از مهم‌ترین مشکلات در پیش‌بینی کیفیت روغن در طی نگهداری، پیچیدگی ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی ماده اولیه و اختلاف داده‌ها به علت محل کاشت، واریته، روش استخراج، نوع و میزان اجزاء تشکیل دهنده روغن است. ثبات اکسایشی یکی از پارامترهای مهم کنترلی در روغن زیتون است. مدل‌سازی پایداری اکسایشی روغن زیتون با استفاده از سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی می‌تواند به بهبود فرآیند کنترل کیفیت این محصول کمک کند.

مواد و روش‌ها: در طراحی مدل سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی پارامترهای اسیدیته، عدد پراکسید، ترکیبات فنلی، ضریب خاموشی (K₂₃₂) به عنوان ورودی و ضریب خاموشی (k₂₇₀) به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. همچنین برای بهینه سازی مدل از توابع عضویت مثلثی و ذوزنقه ای، تعداد توابع عضویت و سیکل‌های یادگیری متعدد به شکل آزمون و خطا استفاده شد. سپس شبکه به ازای الگوهای مختلف طراحی شده، آموزش داده شد و بر اساس معیارهای آماری بهترین الگو انتخاب گردید.

یافته‌ها: نتایج این مطالعه نشان داد که برخی از آزمایش‌های تجزیه‌ای روغن زیتون از جمله اسیدیته، اندیس پراکسید، ضریب خاموشی (K₂₃₂) و (k₂₇₀) و ترکیبات فنلی برای ارزیابی وضعیت پایداری اکسایشی روغن زیتون بسیار ارزشمند هستند، با این حال هیچ کدام از این آزمایش‌ها به تنهایی نمی‌تواند به شناسایی مشکلات

*مسئول مکاتبه: majid.arabamerei@gmail.com

مربوط به شرایط نگهداری یا زمان ماندگاری کمک کند. اعداد پراکسید بین ۷ تا ۱۵ میلی‌اکی والان گرم بر کیلوگرم و اسیدیته بین ۰/۱۶ تا ۰/۸۴ میلی گرم پتاس بر گرم بود. میزان ترکیبات فنلی بین ۷۷ تا ۳۸۱ میلی‌گرم بر کیلوگرم متغیر بود. کمترین میزان ضریب خاموشی (k_{270}) و (k_{232}) به ترتیب ۰/۱، ۱/۷۳ و بیشترین آنها ۰/۲۵، ۳/۱۴ بود. سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی توانست با موفقیت شدت تغییرات پارامترهای فیزیکی شیمیایی مرتبط با پایداری اکسایشی روغن زیتون را ارزیابی نماید. بهترین مدل با استفاده از تابع عضویت ذوزنقه‌ای، تعداد توابع ۳ ۳ ۳ ۳ و چرخه یادگیری ۵۱ بدست آمد که دارای کمترین میانگین مربعات خطا (۰/۰۱۲) و بهترین ضریب تبیین (۰/۹۹) بود.

نتیجه‌گیری: تجزیه و تحلیل مدل نشان داد سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی یک ابزار قدرتمند برای پیش‌بینی و اطمینان از کیفیت روغن زیتون بکر است. از این رو، با استفاده از اطلاعات مدلسازی سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی تولیدکنندگان روغن زیتون به راحتی می‌توانند کیفیت روغن زیتون را پیش‌بینی کنند.

واژه‌های کلیدی: ضریب خاموشی، سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی، روغن زیتون بکر، مدلسازی غیرخطی

مقدمه

روغن زیتون بکر به علت داشتن رنگ و طعم منحصر به فرد، پایداری مناسب و همچنین ترکیب شیمیایی خاص خود یکی از روغن‌های سالم مورد استفاده در جهان می‌باشد. میزان مصرف این روغن به دلیل داشتن مقادیر بالای ترکیبات فنولی، توکوفرول‌ها، کاروتنوئیدها و اسیدهای چرب غیر اشباع اولئیک و اثرات سودمند آن بر سلامتی انسان در حال افزایش است (۱۹). در میان انواع روغن‌های زیتون، روغن زیتون طبیعی بکر دارای طعم و بوی بسیار عالی است و بیشینه اسیدهای چرب آزاد آن بر حسب اسید اولئیک ۳/۳ درصد و بیشینه عدد پراکسید آن ۲۰ میلی اکی والان در کیلوگرم است (۱۴). علیرغم پیچیدگی و گستردگی فرآیند اکسایش در روغن‌ها مهم‌ترین واکنش‌های موثر در فساد روغن زیتون واکنش‌های اکسایش نوری و سپس آنزیمی و خودبخودی است (۱۳). پایداری اکسایشی از مهم‌ترین ویژگی‌های کیفی روغن زیتون است که به علت تغییرات شیمیایی در طی نگهداری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این واکنش‌ها سبب تشکیل طیف وسیعی از ترکیبات حد واسط ناپایدار تحت عنوان هیدروپراکسیدها می‌شوند که در طی زمان به ترکیبات ثانویه اکسایشی مانند کتون‌ها و آلدهیدها تبدیل می‌شوند. در طی اکسایش روغن، به دلیل آرایش مجدد پیوندهای دوگانه اسیدهای چرب غیر اشباع ترکیبات دی ان مزدوج تشکیل می‌شوند که میزان آن‌ها با جذب اشعه فرابنفش و در طول موج ۲۳۲ نانومتر تحت عنوان ضریب خاموشی K_{232} نشان داده می‌شود و با گذشت زمان این ترکیبات به مشتقات کربونیلی اسیدهای چرب کوتاهتر (آلدهیدی و ستونی) تبدیل شده که نشان دهنده مرحله اکسایش ثانویه بوده و با جذب اشعه فرابنفش در طول موج ۲۷۰ نانومتر ارزیابی می‌گردد و به آن ضریب خاموشی (k_{270}) می‌گویند که نماد ترکیبات کربونیلی (مهم‌ترین ترکیبات حاصل از اکسایش لیپیدها) با پایداری نسبتاً بالایی بوده و نقش عمده‌ای در بروز طعم تندی و نامطلوب روغن‌های اکسید شده می‌باشد و شاخص بسیار مناسبی برای ارزیابی پایداری اکسایشی روغن تلقی می‌گردد البته این محصولات را می‌توان با اندیس تیوباربیتوریک اسید، اندیس آنیزیدین (آلدئیدهاها و کتون‌ها) و توتوکس (حاصل جمع دو برابر اندیس پرکسید با اندیس آنیزیدین) نیز ارزیابی نمود (۱۷). بررسی نتایج تغییرات کمی و کیفی روغن زیتون نشان داده است که رابطه معنی‌داری بین پایداری اکسایشی و پارامترهای اسیدیته، پراکسید، ترکیبات فنلی، ضریب خاموشی k_{232} و ساختار اسیدهای چرب اشباع و غیر اشباع و ضریب خاموشی (k_{270}) وجود دارد این کمیت‌ها برای مطالعه کیفیت روغن در طی مراحل تولید، نگهداری و عرضه، مکرراً مورد استفاده قرار گرفته‌اند (۳ و ۵) مطالعات مختلف نشان داده است

که بین ویژگی‌های حسی روغن زیتون و ضریب خاموشی (k_{270}) همبستگی زیادی وجود دارد (۱۷). سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) قابلیت ایجاد نگاشت^۲ ورودی - خروجی بر اساس دانش بشری به شکل قوانین اگر آنگاه^۳ فازی و مجموعه داده‌های ورودی خروجی را برای آموزش شبکه‌های عصبی دارد. پارامترهای شبکه شامل توابع عضویت فازی و پارامترهای وزن شبکه‌های عصبی هستند که طی مرحله آموزش، طوری تنظیم می‌شوند که میانگین مجذور مربعات خطا بین خروجی مدل و خروجی واقعی حداقل شود (۹). در این پژوهش، پس از بررسی ساختار و ویژگیهای فیزیکی شیمیایی نمونه‌ها، پایداری اکسایشی روغن با استفاده از مدل انفیس شبیه‌سازی می‌شود. بدین منظور، ابتدا مدلی مناسب بر پایه‌ی داده‌های آموزشی و قوانین فازی ایجاد شده و سپس مدل ساخته شده برای پیش‌بینی مقدار پایداری اکسایشی روغن زیتون به کار رفته است. در گذشته برخی از محققین اقدام به ارائه مدل‌های مختلف جهت پیش‌بینی پارامترهای کیفی انواع روغن کردند که از آن جمله می‌توان به Karaman و همکاران (۲۰۱۲) در کاربرد و مقایسه روش انفیس (ANFIS) و هوش مصنوعی برای پیش‌بینی زمان ماندگاری روغن آفتابگردان حاوی آنتی‌اکسیدان (۱۱)، رفیعی نظری و همکاران (۱۳۹۳) در زمینه امکان مدل‌سازی و پیش‌بینی پایداری اکسیداسیون روغن زیتون طی نگهداری در شرایط محیطی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی بر اساس ویژگیهای شیمیایی روغن زیتون و تغییرات آن در طی نگهداری (۱۶)، پرزیبلسکی و همکاران (۲۰۰۰) در زمینه امکان استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ثبات اکسایشی روغن گیاهی بر اساس ویژگیهای شیمیایی روغن گیاهی و تغییرات آن در طی نگهداری (۱۵)، اشاره کرد. هدف این تحقیق ارائه یک مدل برای پیش‌بینی ضریب خاموشی (k_{270}) در روغن زیتون بر اساس داده‌های اسیدیته، پراکسید، ضریب خاموشی (k_{232}) و (k_{270}) و ترکیبات فنلی می‌باشد که در نهایت ساختار بهینه شده مدل سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی برای پیش‌بینی ثبات اکسایشی روغن معرفی می‌شود.

مواد و روش‌ها

مواد اولیه: روغن‌های زیتون ایرانی بکر شامل پنجاه و دو نمونه با علامت تجاری مختلف از فروشگاه‌های محلی خریداری شدند روغن‌های زیتون در دمای ۲۵ درجه سانتی‌گراد در بطری نگهداری و ویژگی‌های اکسایشی آنها مورد بررسی قرار گرفت.

1. Mapping
2. If-then

تعیین پلی فنل کل: تعیین پلی فنل کل طبق روش AOCs^۴ انجام شد. بدین صورت که ۱۰ گرم روغن در ۵۰ میلی لیتر هگزان حل شد و سه بار با حجم های ۲۰ میلی لیتر متانل ۶۰ درصد در آب استخراج گردید. در هر بار استخراج، مخلوط ۲ دقیقه، تکان داده شد. عصاره های الکلی به هم افزوده و در دمای ۴۰ درجه سانتی گراد در دستگاه اواپراتور دوار تحت خلاء تبخیر گردید باقیمانده در یک میلی لیتر متانل حل و در ۲۰- درجه سانتی گراد تا زمان آزمایش نگهداری شد. یک میلی لیتر از عصاره الکلی در بالن ژوژه ده میلی لیتری ریخته و به آن ۵ میلی لیتر معرف فولین سیوکالتیو اضافه شد. پس از ۳ دقیقه ۱ میلی لیتر محلول سدیم کربنات اشباع ۳۵ درصد اضافه و با آب مقطر به حجم رسانده و پس از یک ساعت در طول موج ۷۲۵ نانومتر در برابر شاهد اندازه گیری شد. غلظت پلی فنل کل بر حسب کافنیک اسید در محدوده میکرو گرم در ۱۰ میلی لیتر ۰-۱۰۰ محاسبه شد (۱).

تعیین عدد پراکسید: پنج گرم نمونه روغن به همراه ۳۰ میلی گرم محلول اسید استیک-کلروفرم را با یدور پتاسیم اشباع بهم زده و با استفاده از هیپوسولفیت سدیم مصرفی، عدد پراکسید تعیین گردید (۸).

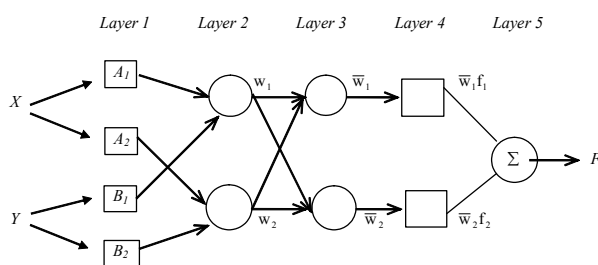
تعیین میزان ضریب ویژه خاموشی: برای تعیین ضریب ویژه خاموشی یا k جذب در ۲۳۲ و ۲۷۰ نانومتر، ابتدا ۰/۲۵ گرم روغن در یک ارلن تا حجم ۲۵ میلی لیت با استفاده از سیکلو هگزان خالص رقیق شد، سپس جذب محلول هموزن شده در طول موج های ۲۳۲ و ۲۷۰ نانومتر اندازه گیری شد (۷).

تعیین اسیدیته: اندازه گیری اسیدیته طبق روش استاندارد ملی ایران شماره ۴۱۷۸ در روغن ها و چربی های انجام شد (۸).

مدل سازی شبکه عصبی- فازی تطبیقی: از ترکیب سیستم استنتاج فازی و شبکه های عصبی - مصنوعی می توان مدلی را تحت عنوان سیستم استنتاج فازی - عصبی به وجود آورد (۳). مطابق این مدل رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی به وسیله بخش فازی ایجاد و توسط شبکه عصبی پارامترهای مربوط به توابع عضویت فازی بهینه می شود. در این روش ابتدا ساختار مدل که شامل ورودی ها، درجه عضویت و قوانین است، انتخاب می شود. سپس در مرحله آموزش با بکارگیری بخشی از داده های موجود با حداقل کردن میزان خطا، پارامترهای مدل به مقادیر اندازه گیری شده نزدیک می شود. پس از آموزش مدل و انتخاب پارامترهای مناسب، مرحله اعتبار سنجی مدل انجام می گیرد (۳). در حقیقت یک نرون فازی، N ورودی وزن دار $(w_i, x_i, i=1, \dots, N)$ و M خروجی را

داراست تمامی ورودی‌ها و خروجی‌ها نیز مقادیر حقیقی مثبتی در بازه (۰,۱) هستند، که در حقیقت بیانگر یک مقدار عضویت در مفهوم فازی هستند. به عبارتی دیگر، این سیستم میزان مالکیت برای ورودی‌های مختلف را نشان می‌دهد (۱۰).

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، انفیس شبکه‌ای پنج لایه است و هر لایه گره‌های مختلف دارد و هر گره در یک لایه ثابت یا تطبیقی است. اگر خروجی هر لایه بصورت O_i^l باشد، (i امین گره از l) باشد ساختار مدل از پنج لایه به شرح زیر تشکیل می‌شود.



شکل ۱: ساختار کلی مدل استنتاج فازی - عصبی تطبیقی.

Figure 1. The general structure of fuzzy inference model adaptive neuro.

در لایه اول، با استفاده از توابع عضویت عمل فازی سازی بر روی داده‌های ورودی ماتریسی (y, x) انجام می‌شود تابع عضویت مورد استفاده برای استخراج مجموعه‌های فازی به صورت رابطه (۱) بیان می‌شود:

رابطه (۱)

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}$$

X ، مقدار ورودی به گره و a_i, b_i, c_i پارامترهای تطبیقی می‌باشند.

در لایه دوم: هر گره که گره‌های قاعده نامیده می‌شوند، درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کنند. در لایه سوم، \bar{I} امین گره نسبت درجه فعالیت قانون \bar{I} ام را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین مطابق رابطه (۲) نرمال سازی می‌کند.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad \text{رابطه (۲)}$$

W_i درجه فعالیت نرمال شده قانون i ام می‌باشد. هر گره در لایه چهارم برابر با رابطه ۳ است:

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i} (p_i x + q_i y + r_i) \quad \text{رابطه (۳)}$$

پارامترهای متعاقب نامیده می‌شوند. گره‌های خروجی در لایه پنجم قرار دارند و هر گره مقدار خروجی نهایی را مطابق رابطه (۴) محاسبه می‌کند:

$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad \text{رابطه (۴)}$$

\overline{W}_f درجه فعالیت نرمال شده قانون f ام می‌باشد. مبنای تصمیم‌گیری برای انتخاب بهترین شبکه در هر بار اجرای برنامه پارامتر ضریب تبیین (R^2) و کمترین میزان مربعات خطا (MSE) می‌باشد که در روابط ۵ و ۶ ارائه شده است

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_1^n (Q_{exp} - Q_{cal})^2}{\sum_1^n (Q_{exp} - \overline{Q}_{exp})^2} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_1^n (Q_{exp} - Q_{cal})^2 \quad \text{رابطه (۶)}$$

در روابط بالا Q_{exp} : مقادیر مشاهده شده Q_{cal} : مقادیر پیش‌بینی شده و n : تعداد داده‌ها می‌باشد (۱۰). از عوامل تاثیرگذار بر مدل می‌توان به تعداد و نوع ورودی‌ها و همچنین شکل تابع عضویت اشاره کرد برای ساخت مدل، توابع عضویت ورودی در قسمت مقدم قوانین، می‌توان از توابع عضویت متفاوت استفاده کرد (۱۰). در طراحی مدل سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی از اسیدیت، عدد پراکسید، ترکیبات فنلی، ضرایب خاموشی (k_{232}) به‌عنوان ورودی و ضریب خاموشی (k_{270}) به‌عنوان خروجی استفاده شد برای مدل‌سازی از نرم افزار MATLAB استفاده گردید.

نتایج و بحث

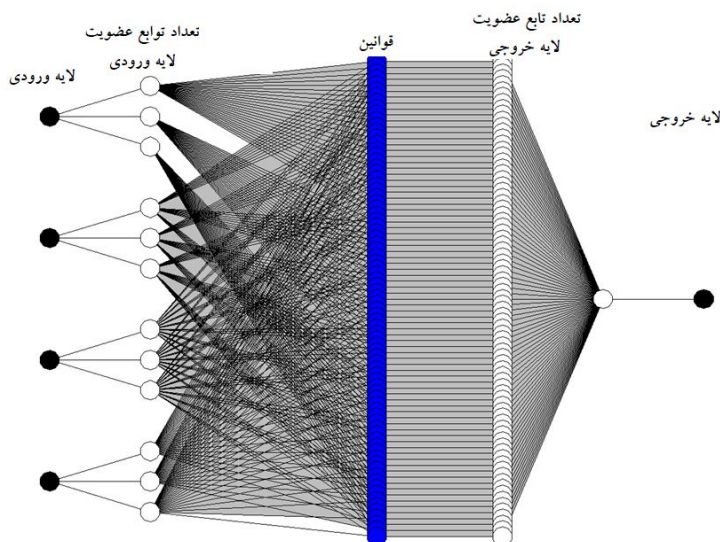
همبستگی بین ثبات اکسایشی روغن زیتون بکر با پارامترهای اسیدیت، عدد پراکسید، ترکیبات فنلی، ضرایب خاموشی (k_{232}) ضریب خاموشی k_{270} در موارد متعددی گزارش شده است (۱۲ و ۲۰). در این مطالعه سعی شده است تا یک مدل غیرخطی مبتنی بر کمیت‌های موثر بر کیفیت روغن زیتون جهت پیش‌بینی ثبات اکسایشی روغن زیتون بکر ارائه گردد مقادیر آماری نتایج حاصل از انجام آزمایش‌های شیمیایی حاصل از ۵۲ تیمار روغن زیتون در جدول ۱ آورده شده است. روغن‌های زیتون مورد مطالعه دارای اعداد پراکسید بین ۷ تا ۱۵ میلی‌اکی‌والان گرم بر کیلوگرم و اسیدیت بین ۰/۱۶ تا ۰/۸۴ میلی‌گرم پتاس بر گرم بودند. مقادیر زیاد اسید چرب آزاد (اسیدیت) نشان‌دهنده افزایش تخریب

روغن طی نگهداری است و همچنین نشان‌دهنده پیشرفت فساد در روغن است اندازه‌گیری اسیدیته روغن مهم است اما نمی‌تواند به تنهایی نشان دهنده پایداری اکسایشی روغن زیتون باشد زیرا اسیدهای چرب آزاد حالت ناپایدار داشته و ممکن است به محض تشکیل اکسید شده و به سایر فرآورده‌ها تجزیه و تبدیل شوند (۵،۲). از آن جا که سرعت اکسایش اسیدهای چرب آزاد بیشتر از اسیدهای چرب شرکت کننده در ساختمان تری-گلیسریدها است و عدد اسیدی نشان‌دهنده مقدار اسیدهای چرب آزاد است، انتظار می‌رود که روغن با عدد اسیدیته کمتر از پایداری اکسایشی بالاتری برخوردار باشد. مطالعات نشان داده است که عدد پراکسید به تنهایی جهت ارزیابی روغن خیلی مناسب نیست زیرا در مراحل بعدی اکسایش به دلیل شکست و تشکیل مجدد هیدروپراکسیدها این کمیت مستعد تغییر است (۵،۲). در میان انواع روغن‌های زیتون مورد مطالعه، بیشترین میزان ترکیبات فنلی ۳۸۱ میلی‌گرم بر کیلوگرم و کمترین میزان ترکیبات فنلی ۷۷ میلی‌گرم بر کیلوگرم بود. ترکیبات فنلی بیشتر از دیدگاه بروز فعالیت آنتی‌اکسیدانی مورد توجه قرار می‌گیرند. بنابراین، مقایسه ترکیبات فنلی روغن‌های مورد مطالعه را می‌توان به عنوان شاخصی برای ارزیابی پایداری اکسایشی آن‌ها در نظر رفت. در نمونه‌های مورد مطالعه، کمترین میزان ضریب خاموشی (K_{270}) و (K_{232}) به ترتیب ۰/۱، ۱/۷۳ و بیشترین آن‌ها ۳/۱۴، ۰/۲۵ بود. مقایسه میزان ضریب خاموشی روغن‌های مورد مطالعه به عنوان شاخصی برای ارزیابی پایداری اکسایشی آن‌ها در نظر گرفته شد.

جدول ۱: خلاصه نتایج متغیرهای کمی پارامترهای شیمیایی ۵۲ روغن زیتون بکر

Table 1. Summary of the results from chemical parameters of 52 virgin olive oil

ترکیبات فنلی (میلی‌گرم بر کیلوگرم) total polyphenol compounds (mg/kg)	عدد اسیدی acidity (g/100g)	K_{270}	K_{232}	عدد پراکسید (کیلوگرم / میلی‌اکی‌والان) peroxide (meq/kg)		
۱۹۸	۰/۴۱۷	۰/۱۶	۲/۲۹	۱۰/۱۳		میانه Median
۷۷	۰/۱۶	۰/۱	۱/۷۳	۷		حداقل Minimum
۳۸۱	۰/۸۴	۰/۲۵	۳/۱۴	۱۵		حداکثر Maximum
۷۷/۱۹	۰/۱۴	۰/۰۲۹۳	۰/۲۶	۱/۸۲		انحراف معیار Standard deviation



شکل ۲: ساختار مدل پیش بینی پایداری اکسایشی.

Figure 2. The structure of the model for oxidative stability prediction.

مدل سازی انفیس: برای پیش بینی تغییرات کیفی روغن از پارامترهای اسیدیته، عدد پراکسید، ترکیبات فنلی، ضرایب خاموشی (k₂₃₂) به عنوان ورودی و تغییرات ضریب خاموشی (k₂₇₀) به عنوان خروجی مطابق شکل ۲ استفاده شد. برای بهینه سازی مدل انفیس ترکیبی از لایه‌ها، نوع توابع عضویت ورودی به همراه تعداد توابع مختلف استفاده گردید. سپس با استفاده از داده‌های تجربی، مدل چندین بار تحت آموزش قرار گرفت و پس از اینکه خطا به حالت پایدار رسیده، مقادیر پیش بینی شده با مقادیر تجربی مقایسه شدند و کارایی مدل‌های به دست آمده به وسیله مقادیر ضریب تبیین و میانگین مجذور مربع خطا ارزیابی گردیدند.

در این پژوهش، توابع عضویت ورودی از نوع توابع عضویت دوزنقه‌ای و مثلثی تعریف شده‌اند. بررسی نتایج مدل‌های مختلف نشان داد که بهترین نتیجه با ساختار حاوی تابع عضویت دوزنقه‌ای و با اختصاص سه تابع عضویت در قسمت ورودی حاصل می‌شود تا قوانین فازی مورد نیاز نیز برای پیش بینی فرآیند تولید شود. هر قانون به یک تابع عضویت متصل شده که این توابع عضویت خروجی را می‌سازند. هر قانون با سه تابع عضویت متناسب با هر یک از چهار ورودی (اسیدیته، عدد پراکسید،

ترکیبات فنلی، ضرایب خاموشی (k_{232}) مطابق شکل ۲ به کار گرفته شد که به عنوان نمونه تعدادی از قوانین مدل ایجاد شده بر اساس ۴ پارامتر تاثیرگذار در روابط ۷ تا ۱۰ آورده شده است.

- 7. If (k_{232} is low) and (ffa is low) and (pv is high) and (ppt is low) then (k_{270} is out1mf7) (1)
- 8. If (k_{232} is low) and (ffa is low) and (pv is high) and (ppt is average) then (k_{270} is out1mf8) (1)
- 9. If (k_{232} is low) and (ffa is low) and (pv is low) and (ppt is high) then (k_{270} is out1mf3) (1)
- 10. If (k_{232} is average) and (ffa is average) and (pv is average) and (ppt is low) then (k_{270} is out1mf40) (1)

میانگین مربع خطای و نیز ضریب تبیین همه مدل‌های پیشنهادی در جدول ۲ آورده شده است، که با افزایش تعداد توابع عضویت ورودی‌ها میزان میانگین مربعات خطا و همچنین ضریب تبیین کاهش یافته است.

جدول ۲: مقایسه اثر تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در هر لایه پنهان بر دقت پیش بینی ضریب خاموشی (K_{270})
 Table 2. A comparison between the effect of number of hidden layers and that of number of neurons in each hidden layer on the prediction accuracy of the extinction coefficient K_{270}

تعداد تابع عضویت ورودی	نوع تابع عضویت membership function type	ضریب تبیین اعتبار سنجی ^۲ R determination coefficient (R^2) of Training	ضریب تبیین آزمایش R^2 determination coefficient (R^2) of Testing	میانگین مربعات خطا mean squared error
۲ ۲ ۲ ۲ ۲	مثالی	۰/۹۰۸	۰/۹۴۴	۰/۱۹
۲ ۲ ۲ ۲ ۲	دوزنقه	۰/۹۳۷	۰/۹۳۶	۰/۱۲
۳ ۳ ۳ ۳ ۳	مثالی	۰/۹۱۵	۰/۹۰۷	۰/۱۸
۳ ۳ ۳ ۳ ۳	دوزنقه	۰/۹۹۸	۰/۹۹۵	۰/۰۱۲

در آموزش ساختار انفیس از روش هیبرید که ترکیب روش حداقل مربعات و روش پس انتشار می‌باشد استفاده شده است و حد خطا که برای ایجاد یک معیار توقف آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد بر روی صفر تنظیم گردید. برای بهینه سازی مدل از انواع تابع عضویت و تعداد متفاوتی استفاده شده تا تعداد و نوع بهینه آن مشخص شود. در ابتدا از تعداد کم چرخه آموزش استفاده شد و به مرور افزایش تعداد نرون تا هنگامی که تاثیری بر بهبود خطا نداشته باشد ادامه یافت. بدین منظور از یک تا شصت چرخه استفاده گردید و در نهایت تعداد چرخه لازم برای به حداقل رسیدن خطا در

مرحله آموزش نیز ۵۱ چرخه بود. براساس نتایج بدست آمده، اغلب مدل‌ها از دقت تخمین مناسبی جهت پیش بینی ضریب خاموشی (K_{270}) روغن زیتون بکر برخوردار بودند. ساختار نهایی مدل استنتاج فازی عصبی تطبیقی شامل تعداد پارامترهای غیرخطی، تعداد پارامترهای خطی، تعداد کل پارامترهای، تعداد قوانین، تعداد توابع عضویت برای هر ورودی و تعداد گره در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳: ساختار نهایی استنتاج فازی عصبی تطبیقی (انفیس) بکار گیری شده در مدل

Table 3. The final structure of adaptive neural fuzzy inference (ANFIS) used in the model

۱۹۳	تعداد گره Number of nodes	۳	تعداد توابع عضویت برای ورودی # ضریب خاموشی k_{232} specific #number of membership functions for input extinction coefficient
۴۸	تعداد پارامترهای غیر خطی Number of nonlinear parameters	۳	تعداد توابع عضویت برای ورودی # ضریب خاموشی k_{270} specific #number of membership functions for input extinction coefficient
۴۵۳	تعداد کل پارامترهای Total number of parameters	۳	تعداد توابع عضویت برای ورودی # ترکیبات فنلی total #number of membership functions for input polyphenol compounds
دوزنقه	نوع توابع عضویت membership functions type	۳	تعداد توابع عضویت برای ورودی # عدد پر اکسید #number of membership functions for input peroxide
۸۱	تعداد قوانین Number of fuzzy rules	۳	تعداد توابع عضویت برای ورودی # عدد اسیدی acidity#number of membership functions for input
خطی	تابع خروجی membership functions type for output	۴۰۵	تعداد پارامترهای خطی Number of linear parameters
		۵۱	تعداد دوره‌های آموزشی epoch number

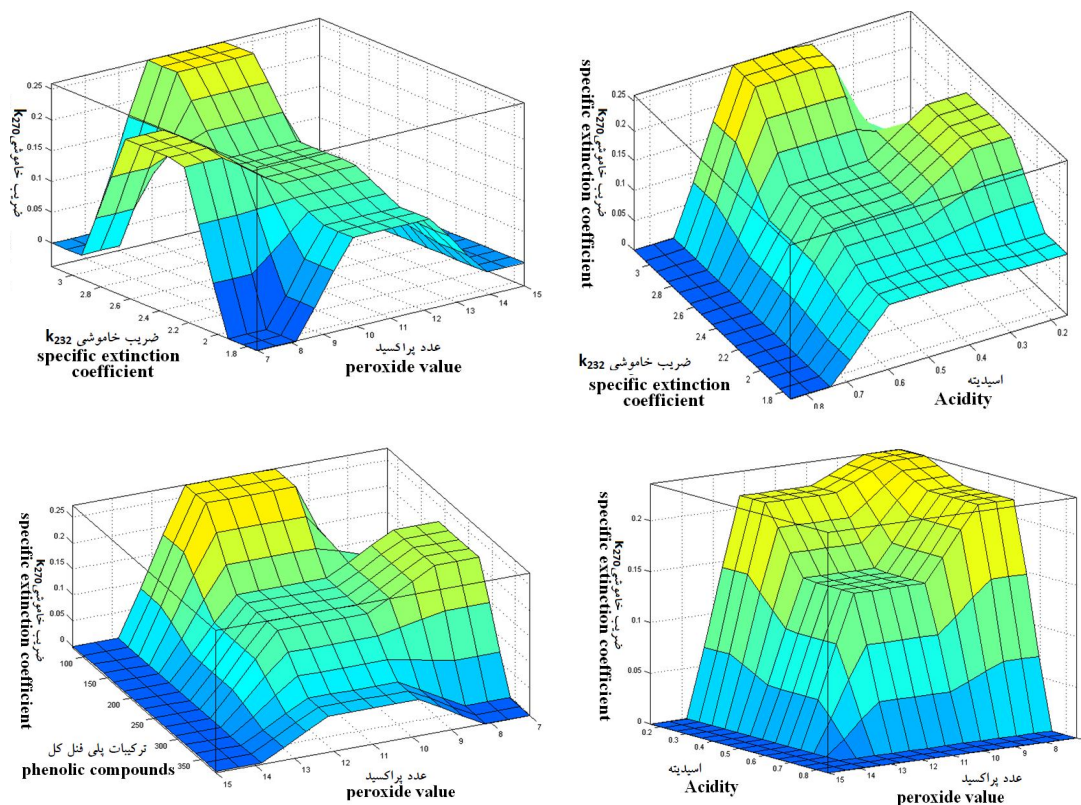
شکل ۳ نوع و چگونگی تاثیرگذاری پارامترهای فیزیکوشیمیایی بر پایداری اکسایشی روغن زیتون بکر به دست آمده توسط انفیس را نشان می‌دهد. در محدوده اسیدیته ۰/۷ تا ۰/۹ با افزایش پراکسید میزان ضریب خاموشی (k_{270}) کاهش یافته است اما در محدوده ۰/۳ تا ۰/۷ با کاهش اندیس پراکسید ضریب خاموشی (k_{270}) بطور پله‌ای افزایش یافته است و در محدوده اسیدیته ۰/۲ تا ۰/۳ با کاهش پراکسید میزان ضریب خاموشی (k_{270}) به شکل پله‌ای و به میزان بیشتری افزایش یافته است از آنجا که پدیده اکسایش روغن تحت تاثیر متغیرهای مختلف و پیچیده می‌باشند روند تغییرات ضریب

خاموشی (k_{270}) به شکل خطی و منظم نبوده و تحت تاثیر عوامل مختلفی از جمله ترکیبات، زمان، دما و وارپته می باشد (۱۳ و ۱۸). با کاهش اسیدپتیه و افزایش عدد پراکسید میزان ضریب خاموشی (k_{270}) افزایش یافته است معهذا این افزایش در سطوح پایین پراکسید و اسیدپتیه بیشترین ضرایب خاموشی (k_{270}) مشاهده شد با افزایش ضریب خاموشی (k_{232}) و کاهش اسیدپتیه، ضریب خاموشی (k_{270}) روند صعودی داشت البته بررسی نتایج تغییرات ضریب خاموشی و عدد پراکسید نشان می دهد که روغن زیتون بکر دارای چند مرحله افزایش، کاهش می یابد که اشاره به مراحل اکسیداسیون اولیه و ثانویه و مرحله القاء است. در کلیه مقادیر پراکسید با کاهش میزان ترکیبات پلی فنلی کل، ضریب خاموشی (k_{270}) روند صعودی را نشان داد اما تغییرات عدد پراکسید در مقابل مقادیر متفاوت پلی فنلی کل به شکل پله ایی اتفاق افتاده است.

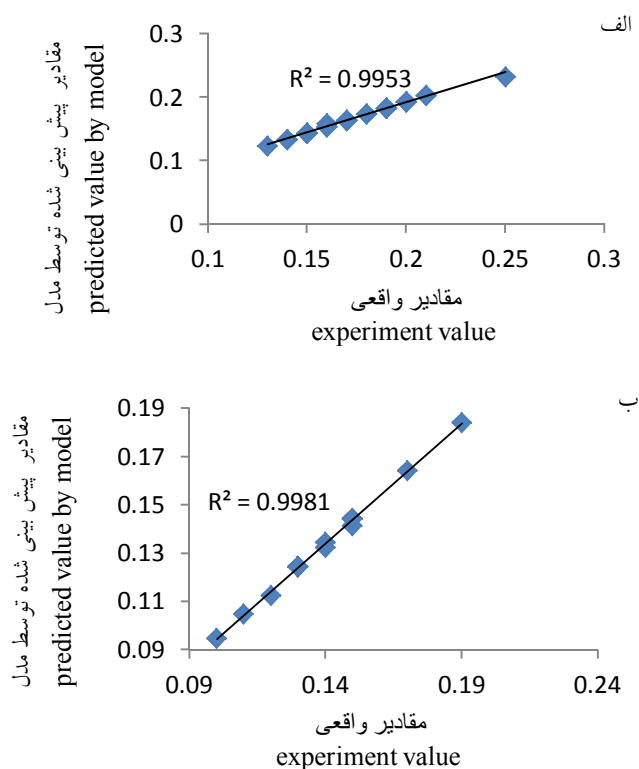
ضریب تبیین مقادیر ضریب خاموشی (K_{270}) روغن زیتون واقعی آزمایشگاهی و پیش بینی شده توسط مدل در این مطالعه در دو مرحله آموزش و ارزیابی در شکل ۴ آورده شده است. این مقادیر تقریباً نزدیک به هم بوده و دارای انطباقی قابل قبول هستند که نشان دهنده کارایی و دقت مدل ارائه شده برای پیش بینی ضریب خاموشی (K_{270}) می باشد. البته تا به حال مدل مناسبی برای پیش بینی ثبات اکسایشی روغن زیتون بکر با استفاده از سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی ارائه نشده است، اما در برخی از تحقیقات به بررسی عوامل موثر بر ثبات اکسایشی روغن زیتون بکر پرداخته شده است.

در این زمینه Karaman و همکاران (۲۰۱۲) گزارش کردند که مدل سیستم های عصبی فازی تطبیقی دارای توانایی بیشتری ($R^2=0/99$) نسبت به مدل شبکه عصبی ($R^2=0/899$) و رگرسیون چند متغیری خطی ($R^2=0/63$) برای پیش بینی پارامترهای اکسایشی به ویژه عدد پراکسید در روغن آفتابگردان است (۱۱) که با نتایج این پژوهش مطابقت دارد. در مطالعه ای دیگر پرزیبلسکی و همکاران (۲۰۰۰) ثبات اکسایشی روغن کانولا را بر اساس ویژگی های شیمیایی (ساختار اسیدهای چرب، توکوفرول و میزان اکسیژن مصرفی در طی نگهداری) و با استفاده از شبکه عصبی شبیه سازی نمودند در مدل توسعه یافته آنها ثبات اکسایشی با ضریب تبیین ۰/۹۱ پیش بینی گردید (۱۵). همچنین رفیعی نظری و همکارانش با شبکه عصبی پیش خور پایداری اکسیداسیون روغن زیتون در شرایط محیطی را در طی نگهداری در روزهای (۳۰-۱۲۰-۲۱۰-۳۰۰-۴۲۰) به ترتیب با ضریب تبیین ۰/۹۳۶،

۰/۹۵۵، ۰/۹۵۷، ۰/۹۷۴ و ۰/۹۷۶۹ پیش‌بینی کردند (۱۶). نتایج این بررسی نشان داد که مدل ارائه شده می‌تواند جانشین بسیار قدرتمندی برای سایر مدل‌های آماری باشد.



شکل ۳: اثر پارامترهای فیزیکوشیمیایی بر پایداری اکسایشی روغن زیتون بکر (عدد پراکسید بر حسب میلی اکی والان گرم اکسیژن بر کیلوگرم، ترکیبات پلی فنل کل (میلی گرم بر کیلوگرم)، اسیدیته بر حسب درصد اسید اولئیک).
Figure 3. Effects of Physicochemical parameters of virgin olive oil on its oxidative stability (peroxide (meq/kg), total polyphenol compounds (mg/kg), and acidity (g/100g)).



شکل ۴: همبستگی مدل فازی - عصبی در پیش بینی مقادیر ضریب خاموشی (K_{270}) در مرحله آموزش (الف) و ارزیابی (ب).

Figure 4. Correlation of fuzzy neural model to predict the extinction coefficient values (K_{270}) in the training phase (a) and test (b)

نتیجه گیری

در این پژوهش، امکان پیش بینی ماندگاری و کیفیت روغن زیتون با استفاده از سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی (انفیس) بررسی شده است. نتایج به دست آمده نشان داد که، سامانه انفیس ابزار مفیدی برای مدل پیش بینی ثبات اکسایشی روغن زیتون و یافتن نگاشت غیرخطی میان پارامترهای کیفی روغن زیتون است. همه مدل‌ها کارایی خوبی با مقادیر R^2 بیش از $0/8$ داشته و دارای میانگین جذور مربع خطای مطلوبی بودند مدل‌های با بیشترین مقدار R^2 و حداقل خطا به عنوان بهترین مدل‌ها در نظر گرفته می‌شوند. علاوه بر ویژگی‌های عنوان شده، این مدل‌ها می‌توانند به عنوان ابزاری مناسب

برای پیش بینی خروجی به ازای ورودی‌های موجود استفاده شوند. در پایان می‌توان گفت با تحقیقات بیشتر با کمک هوش مصنوعی می‌توان به ارزیابی قوی کیفیت روغن رسید و کمک مؤثر و مفیدتری در ارتباط با صنعت داشت.

سپاسگزاری

بخشی از این مقاله از طرح پژوهشی به شماره ۵۱۴۲۳۹۱۱۰۰۱۰۰۲ تحت عنوان "ارائه یک مدل کامپیوتری جهت پیش‌بینی ثبات اکسایشی روغن زیتون بکر با استفاده از شبکه عصبی" با حمایت مالی و معنوی دانشگاه آزاد اسلامی واحد دامغان انجام پذیرفته است. لذا از ریاست محترم دانشگاه تشکر و قدردانی می‌گردد.

منابع

1. American Oil Chemist's Society, 1993. Official methods and Recommended Practices of the American Oil Chemist's Society, 5th end , Ba 6- 84. Journal of American Oil Chemists' Society, Champaign.
2. Bosque-Sendra, J.M., De La Mata-Espinosa, P., Cuadros-Rodríguez, L., González-Casado, A., Rodríguez-García, F.P. and García-Toledo, H. 2011. Stability for olive oil control materials. Food chemistry, 125(4): 1418-1422.
3. Cluckie, I.D., Moghaddamnia, A. and Han, D. 2008. Using an adaptive neuro-fuzzy inference system in the development of a real-time expert system for flood forecasting. Journal of Practical Hydroinformatics, 68: 201-213.
4. European Union Commission, 1991. Regulation EEC 2568/91 on the characteristics of olive oil and olive-residue oil and on the relevant methods of analysis. Official Journal of European Communities L248.
5. Frankel, E. N. 2010. Chemistry of extra virgin olive oil: adulteration, oxidative stability, and antioxidants. Journal of agricultural and food chemistry, 58:10. 5991-6006.
6. Institute of Standards and Industrial Research of Iran. 2007. Animal and vegetable fats and oils Determination of acid value and acidity Test method. ISIRI no. 4178 3rd. revision, Karaj: ISIRI; 2011 (In Persian).
7. Institute of Standards and Industrial Research of Iran. 2011. Olive oil—Determination of specific extinction ultraviolet -bsorption method. ISIRI no. 10503 1rd. revision, Karaj: ISIRI (In Persian).
8. Institute of Standards and Industrial Research of Iran. 2000. Animal and vegetable fats and oils—Determination of peroxide value —Iodometric

- (visual) endpoint determination. ISIRI no. 4178 1rd. revision, Karaj: ISIRI (in Persian).
9. Jang J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive based Fuzzy Inference Network System, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. 23, 665-685.
 10. Jang J.S.R., Sun C.T. 1997. and Mizutani E., Neuro-fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall,
 11. Karaman, S., Ozturk, I., Yalcin, H., Kayacier, A., and Sagdic, O. 2012. Comparison of adaptive neuro fuzzy inference system and artificial neural networks for estimation of oxidation parameters of sunflower oil added with some natural byproduct extracts. Journal of the Science of Food and Agriculture, 92:1. 49-58.
 12. Lerma-García, M.J., Simo-Alfonso, E.F., Chiavaro, E., Bendini, A., Lercker, G., and Cerretani, L. 2009. Study of chemical changes produced in virgin olive oils with different phenolic contents during an accelerated storage treatment. Journal of agricultural and food chemistry, 57:17. 7834-7840.
 13. Méndez, A.I., and Falqué, E. 2007. Effect of storage time and container type on the quality of extra-virgin olive oil. Food Control, 18:5. 521-529.
 14. Perez-Jimenez, F., Ruano, J., Perez-Martinez, P., Lopez-Segura, F., Lopez-Miranda, J. 2007. The influence of olive oil on human health: not a question of fat alone. Molecular nutrition & food research 51: 1199-1208.
 15. Przybylski, R., and Zambiasi, R.C. 2000. Predicting oxidative stability of vegetable oils using neural network system and endogenous oil components. Journal of the American Oil Chemists' Society, 77: 9. 925-932.
 16. Rafiei Nazari R, Arabameri M, Nouri L. Modeling and Predicting the Oxidative Stability of Olive Oil during the Storage Time at Ambient Conditions Using Artificial Neural Network. Iranian Journal of Nutrition Sciences & Food Technology. 2015; 10 (1) :71-80 (In Persian).
 17. Shahidi F and Zhong Y, 2005. Lipid oxidation: measurement methods. Pp. 357-386. In: Shahidi F (ed). Bailey's industrial oil and fat products. John Wiley and Sons, New Jersey.
 18. Shahidi F, Wanasundara UN. 2002. Methods for Measuring Oxidative Rancidity in Fats and Oils. Food lipids: Chemistry, Nutrition, and Biotechnology. 2nd Ed. New York: Marcel Dekker, pp. 465-487.
 19. Tripoli, Elisa, Marco Giammanco, Garden Tabacchi, Danila Di Majo, Santo Giammanco, and Maurizio La Guardia. 2005. The phenolic compounds of olive oil: structure, biological activity and beneficial effects on human health. Nutrition Research Reviews 18 (1): 98-112.
 20. Zanoni, B., Bertuccioli, M., Rovellini, P., Marotta, F., and Mattei, A. 2005. A preliminary approach to predictive modelling of extra virgin olive oil stability. Journal of the Science of Food and Agriculture, 85: 9. 1492-1498.

Prediction and Assurance of Virgin Olive Oil Quality by using the adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS)

R. Rafiei Nazari¹, H. kakoei², M. Arabameri³

¹ Department of Physics, Islamic Azad University, South Tehran Branch, Tehran, Iran

² MSc. Graduate of food science and technology, Food and Drug administration, Tehran, Iran

³ Vice-chancellery of Food and drug, Shahroud University of Medical Sciences, Shahroud, Iran

Received: 2014/08/24; Accepted: 2015/09/02

Abstract

Background and objective: The prediction of olive oil quality parameters is of great importance in modern approaches to quality control. One of the main problems in predicting olive oil quality during storage is the complexity of the physicochemical properties of raw material and the difference in data of planting, varieties, method of extraction, the type and amounts of the components of olive oil. Oxidative stability is one of the most important parameters in controlling virgin olive oil. Modeling the oxidative stability of olive oil with Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) can help to improve the quality control process for this product.

Materials and methods: Parameters of the model design were acidity, peroxide value (PV) specific extinction coefficient K_{232} , phenolic compounds as input variables and the extinction coefficient k_{270} as the output. In order to develop ANFIS model, number of membership functions, and different learning cycles by trial and error were used. Then, the network was trained for every different pattern models and the best model was selected based on statistical criteria.

Results: This study has shown that some analyses such as acidity, peroxide value (PV) specific extinction coefficient K_{232} , phenolic compounds are valuable in illustrating oxidative stability of olive oil, however no individual test can identify all problems associated with storage conditions or aging. Peroxide values and acidity were obtained between 7 to 15 mmol-equiv/kg and 0.16 to 0.84 mg KOH/g,

* Corresponding author; majid.arabamerei@gmail.com

respectively. The concentration of total phenols varied 77 from 381 to mg/kg. The lowest extinction coefficients k_{270} and k_{232} were found to be 0.1 and 1.73, while the highest values were 0.25 (k_{270}) and 3.14 (k_{232}). ANFIS technique was successfully used to modeling the rates of changes of physicochemical parameters associated to oxidative stability of olive oil. The best model with the least mean square error 0.012 and the best regression coefficient of 0.99 was obtained using trapezoidal membership functions, numbers memberships of 3 3 3 3 3 and learning cycle of 5.

Conclusion: Analysis of the model revealed that the ANFIS is a powerful tool to predict the oxidative stability of olive oil. Therefore, by using the information from ANFIS model, olive oil producers will be able to predict olive oil quality.

Keywords: specific extinction coefficient, Adaptive neuro fuzzy inference system, virgin olive oil, nonlinear model