مقایسه مدل‌های رگرسیونی با شبکه عصبی در پیش بینی خواص کیفی سیب با پوشش خوراکی

محمد هادی موحدنژاد*[۱]، محمد هادی خوش‌تقاضا[۲]، سعید مینایی[۲]، محمد جلال الدین ظهوریان مهر[۳]

۱- استادیار مکانیک بیوسیستم (گروه آب و خاک) دانشکده کشاورزی دانشگاه صنعتی شاهرود

۲- دانشیار گروه مکانیک ماشینهای کشاورزی دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس

۳- دانشیار گروه رنگ ، رزین و پوششهای سطح پژوهشکده فرایند پژوهشگاه پلیمر و پتروشیمی ایران

* ایمیل نویسنده مسئول: mhmovahed@yahoo.com

چکیده

به دلیل تولید بالای سیب در ایران و ضایعات نسبتا بالا، استفاده از روش‌های بهبود دهنده برای نگهداری آن ضرورت دارد. یکی از روش‌های مناسب به کارگیری پوشش‌های خوراکی نانوکامپوزیت‌ها با پایه‌ی گیاهی می‌باشد. هدف تعیین مدل مناسبی برای پیش-بینی تغییرات خواص کیفی سیب بر اساس شرایط و زمان انبارداری و نوع پوشش می‌باشد. در این راستا سیب زرد دماوند (گلدن دلیشز) برای آزمایش‌ها انتخاب شد. بعد از پوشش‌دهی، نمونه‌های سیب در دو شرایط محیطی (۲۰°C و رطوبت ۳۰٪) و سردخانه-ای (۲°C و رطوبت رطوبت ۹۵٪) به مدت شش ماه نگهداری شد. خواص کیفی (pH ، میزان مواد جامد محلول) در طی انبارداری بررسی شد. همچنین مدل‌سازی خواص بر اساس داده‌های مستخرج از آزمایش‌ها توسط رگرسیون و شبکه عصبی انجام پذیرفت. در خواص کیفی مدل رگرسیون برای میزان مواد جامد محلول جواب نداده و در pH نیز فقط در شرایط محیطی مناسب بود. بهترین مقدار R^2 در pH برای مدل ترکیبی ۸۴/۹٪ شد. الگوریتم trainbr بهترین عملکرد را داشت. با توجه به مقدار خطا بهترین توپولوژی در تابع tansig ۸-۱۰-۶ و در تابع logsig با همان توپولوژی انتخاب شد. مقادیر MSE و R برای این دو مدل به ترتیب ۰/۰۰۶۶ و ۹۲/۱ بدست آمد.

واژه‌های کلیدی: پوشش خوراکی،خواص کیفی ،شبکه عصبی، مدل رگرسیونی غیر خطی

مقدمه

یکی از مهمترین نکات جهت کاهش ضایعات محصولات باغی توجه به عوامل پس از برداشت، منجمله انبارداری می‌باشد. در این زمینه عوامل متعددی در نگهداری بهینه محصولات باغی موثر می‌باشند. از آن جمله می‌توان به دما، رطوبت، فشار اتمسفر، نوع پوشش دهی و بسته‌بندی اشاره نمود (Anonymous, **2009**).

از روشهای متداول در حفاظت میوه‌ها استفاده از پوششهای خوراکی بوده است. از مزایای پوششهای خوراکی، کنترل انتقال اکسیژن، دی اکسید کربن و رطوبت می‌باشد(Embuscado and Huber, 2009).

هدف استفاده از شبکه عصبی مدل‌های رگرسیونی غیرخطی، تعیین مدل مناسب برای خواص کیفی، در طی انبارمانی با شرایط مختلف نگهداری و با پوشش‌های مختلف بود. در نهایت این دو روش با هم مقایسه شده تا روش مناسب‌تر تعیین شود.

شبکه عصبی یکی از روشهای مناسب برای مدل سازی و پیش‌بینی خواص محصولات کشاورزی می‌باشد. در تحقیق از شبکه عصبی برای پیش‌بینی خواص کیفی سیب به منظور طبقه بندی استفاد شده و نتایج خوبی بدست آمد(Bhatt *et al.*, 2014). در پژوهش دیگر با استفاده از دید ماشین و شبکه عصبی درجه بندی اتومات سیب بر اساس خواص کیفی و فیزیکی انجام گرفت. در این تحقیق شبکه مورد استفاده شبکه چند لایه‌ی پرسپترون (MLP) با الگوریتم پس انتشار پیشخور (FFBP) می‌باشد و خطای طبقه بندی بسیار پایین بود(Bhatt and pant, 2015).

در مقاله‌ای از شبکه عصبی برای پیش بینی قهوه‌ای شدن سیب در اثر صدمات فیزیکی بررسی گردید. در این تحقیق دو الگوریتم BB[1] و BDLRF[2] با یکدیگر مقایسه شد و روش BDLRF عملکرد بهتری از خود نشان داد(Zarifneshat *et al*., 2011).

مواد و روش ها

تهیه نمونه و روش انبارداری

در اوایل ماه آبان سیب گلدن دلیشز از باغی در دماوند تهیه شد. در ابتدا نمونه‌ها قبل از آماده‌سازی پوششها و پوشش‌دهی در دمای ۲°C و رطوبت ۹۰٪ نگهداری شد. انبارداری سیب در دو شرایط انبارداری، سردخانه در دمای پایین ۲ تا ۴ درجه سلسیوس و با رطوبت ۹۵ درصد و شرایط محیطی در دمای حدود ۲۰ °C تا ۲۵ با رطوبت حدود ۴۰ تا ۵۰ درصد انجام شد. نمونه‌گیری در ۶ دوره زمانی به صورت ماهانه انجام شده و آزمایشات روی آنها صورت گرفت. در هر ماه خواص سیب (شدت رنگ، بریکس، چگالی و pH) مورد ارزیابی قرار گرفته شد.

تهیه پوششها و پوشش‌دهی

[1] Basic Backpropagation
[2] Backpropagation with Declining Learning Rate Factor

سه پوشش در این تحقیق استفاده گردید. اولین پوشش واکس خوراکی با پایه کارنوبا بود. این واکس دارای برند تجاری بوده و ساخت شرکت بین المللی زتا فرانسه می‌باشد. پوشش کیتوسان و نانو کامپوزیت کیتوسان–رس در آزمایشگاه تولید شد. کیتوسان مورد استفاده دارای وزن ملکولی پایین با درجه دی‌استیلیشن[1] ۸۵٪ (شرکت Sigma-Aldrich) می‌باشد. خاک رس مورد استفاده از نوع بنتونیت بوده که از شرکت خاک سفید علی‌گودرز تهیه گردید.

خواص کیفی اندازه‌گیری شده

در این مرحله میزان مواد جامد محلول (میزان مواد جامد محلول[2]) و pH اندازه‌گیری می‌شود. این دو خاصیت پارامترهای مناسبی برای تعیین مزه و کیفیت محصولات کشاورزی می‌باشد. میزان مواد جامد محلول رابطه مستقیم با قند محصولات داشته و pH نیز میزان اسیدی بودن میوه را تعیین می‌کند.

برای اندازه‌گیری pH از دستگاه pH meter مدل Metrohm ساخت کشور سوئیس استفاده شد. برای تعیین آن، توسط دستگاه آبمیوه‌گیری عصاره پنج عدد سیب گرفته و pH آنها تعیین گردید.

برای بدست آوردن میزان مواد جامد محلول (TSS[3]) با دستگاه رفراکتومتر ساخت شرکت ATAGO ژاپن مدل dr-a1 استفاده شد. در این مرحله یک قطره از عصاره استخراج شده با سرنگ روی شیشه دستگاه ریخته و با تنظیم چشمی میزان میزان مواد جامد محلول تعیین گردید.

مدل سازی با شبکه عصبی

برای مدل سازی آزمایشها با استفاده از شبکه عصبی از نرم افزار MATLAB استفاده شد. داده‌ها در ابتدا در یک ماتریس وارد شده و سپس به شبکه فراخوان شد. سپس داده‌ها به دو صورت ورودی و خروجی تقسیم گردید. ورودی‌ها شامل زمان نگهداری، نوع پوشش، درخت، روش نگهداری و پارامترهای فیزیکی نمونه(وزن، حجم و اقطار) بوده و داده‌های خروجی نیز شامل داده‌های استخراجی از آزمایشات فیزیکی (شدت رنگ، افت وزن و چگالی) بودند. داده‌های هر دسته به طور تصادفی به سه قسمت، ۸۰٪، ۱۰٪ و ۱۰٪ تقسیم گردید. قسمت اول برای یادگیری، قسمت دوم و سوم نیز برای ارزیابی و آزمون مدل تعیین گردید. در ادامه داده‌ها برای شبکه نرمال‌سازی شد. معادلات نرمال سازی، تمام داده‌ها را بین صفر و یک قرار می‌دهد. همچنین برای خروج داده‌ها از حالت نرمال به حالت اصلی از معادله دی نرمال کردن استفاده گردید(Demuth and Beale, 2009).

شبکه مورد استفاده شبکه چند لایه‌ی پرسپترون (MLP) با الگوریتم پس انتشار پیشخور (FFBP) می‌باشد. برای آموزش داده‌ها در فضای نرم‌افزار برنامه‌ای نوشته شد. برای بهینه سازی مدل، چهار المان بررسی گردید. این المانها شامل الگوریتم یادگیری، تابع

[1] degree of deacetylation
[2] Brix
[3] Total Soluble Solid

آستانه، تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورُن‌های لایه‌های پنهان بودند. الگوریتم‌های یادگیری انواعی چون الگوریتم لونبرگ–مارکوارت (LM)، پس انتشار بازگشتی (RP)، و الگوریتمهای دیگر دارد. توابع آستانه مورد استفاده در مدل‌سازی سه تابع خطی، تانژانت هایپربولیک سیگموید و سیگموید لگاریتمی بودند(Demuth and Beale, 2009).

لایه‌های پنهان به چهارصورت تک لایه‌ای، دو لایه‌ای و سه لایه‌ای و چهار لایه‌ی بررسی شد. تعداد نورُن نیز در یک پیش آزمایش از ۲ تا ۱۰۰ نورُن بررسی گردید. پس از آن محدوده‌ی مناسب تعیین می‌گردد. تعداد ۱۷ الگوریتم‌های یادگیری در یک پیش آزمایش بررسی و سپس الگوریتمهای مناسب‌تر انتخاب می‌گردد. سپس با برنامه نوشته شده چهار المان تعداد لایه، تعداد نورُن، الگوریتم آموزش، تابع آستانه بررسی شده و برای تمام ترکیبهای ایجاد شده بر اساس چهار المان خطا و بقیه پارامترهای ارزیابی تعیین می‌گردد. بر اساس کمترین میانگین مربعات خطا (MSE) بهترین مدل برای هر دسته آزمایش بدست آمد. پارامترهای ارزیابی دیگر شامل ضریب همبستگی (r) می‌باشد (Demuth and Beale, 2009).

بهترین نتایج برای هر دسته‌ی آزمایشی برای الگوریتم‌های منتخب و سه تابع آستانه در دو ترکیب تعداد لایه و تعداد نورُن در جدولی ارائه شد. همچنین در برنامه نوشته شده R^2 داده‌های خروجی پیش‌بینی شده توسط شبکه نسبت به داده‌های خروجی واقعی نیز بدست می‌آید. این اطلاعات نیز برای حالات بهینه ارائه گردید.

مدل رگرسیون غیر خطی

در این مرحله بر اساس داده‌های بدست آمده و با استفاده از نرم افزار Datafit و SPSS، مدل رگرسیونی مناسب برای خواص محصول در طی زمان انبارداری و برای سه پوشش با نمونه شاهد و در دو شرایط نگهداری که در کل هشت حالت بوده، بدست آمد. مدل انتخاب شده بر اساس R^2 مناسب (حداقل ۷۵٪) و سادگی مدل تعیین می‌شود. برخی از توابع مورد استفاده در جدول (۱) آمده است. همچنین برای ارائه‌ی مدل در مورد تغییرات خواص محصول نسبت به شرایط محیطی، مدت زمان نگهداری و پوشش خوراکی از شبکه‌های عصبی نیز استفاده گردید. علت مدل‌سازی پیدا کردن مدلی مناسب برای پیش‌بینی حالتهایی بوده که در مورد آن ازمایش صورت نگرفته است. همچنین این مدل‌ها کاربرد مناسبی برای انتخاب شرایط نگهداری سیب با بوده، که با داشتن اطلاعات اولیه از نمونه و با مدل شرایط بهینه انتخاب می‌شود.

جدول ۱: برخی از توابع رگرسیون غیرخطی مختلف(anonymous, 2002)

شماره مدل	مدل	تابع
۱	خطی(Linear)	$Y(t)=a_1+a_2\times t$
۲	لگاریتمی(Logarithmic)	$Y(t)=a_1+a_2\times \ln(t)$
۳	معکوس(Inverse)	$Y(t)=a_1+a_2/t$
۴	درجه دو(Quadratic)	$Y(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$
۵	درجه سه(Cubic)	$Y(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2+a_4\times t^3$
۶	ترکیبی(Compound)	$Y(t)=a_1\times a_2^t$
۷	توانی(Power)	$Y(t)=a_1\times t^{a2}$

۸	نمایی معکوس(S)	$Y(t)=\exp(a_1+a_2/t)$

نتایج و بحث

مدل رگرسیونی غیر خطی

pH

در جدول (۲) نتایج بهترین مدل رگرسیونی برای هشت حالت ترکیبی از پوشش و شرایط نگهداری ارائه شد. در مدل سازی pH در طی زمان شرایط محیطی بهتر جواب داد. بهترین R^2 با مقدار ۸۴/۹٪ با تابع توانی در شرایط محیطی روی نمونه بدون پوشش رخ داد.

جدول۲: مدل رگرسیونی برای pH

روش نگهداری	پوشش	مدل	تابع	ضرایب			R^2	MSE
				a_1	a_2	a_3		
محیطی	بدون پوشش	Power	$pH(t)=a_1\times t^{a2}$	۴/۱۸۳	۰/۱۰۰		۰/۸۴۹	۰/۰۰۱
محیطی	واکس	Power	$pH(t)=a_1\times t^{a2}$	۴/۱۷۶	۰/۰۷۳		۰/۷۸۷	۰/۰۰۱
محیطی	کیتوسان	Quadratic	$pH(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۳/۸۵۸	۰/۳۵۷	−۰/۰۳۴	۰/۸۳۵	۰/۰۱
محیطی	نانوکامپوزیت	S	$pH(t)=e^{(a1+a2\ t/)}$	۱/۵۹۲	−۰/۱۶۴		۰/۸۱۳	۰/۰۰۱
سردخانه‌ای	بدون پوشش	Quadratic	$pH(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۴/۰۰۳	۰/۲۰۰	−۰/۰۱۸	۰/۴۹۷	۰/۰۱۸
سردخانه‌ای	واکس	Quadratic	$pH(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۴/۰۵۳	۰/۰۸۹	−۰/۰۰۷	۰/۲۰۷	۰/۰۲۲
سردخانه‌ای	کیتوسان	Quadratic	$pH(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۳/۹۵۸	۰/۱۴۸	−۰/۰۱۰	۰/۴۲۲	۰/۰۲۶
سردخانه‌ای	نانوکامپوزیت	Quadratic	$pH(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۴/۰۱۸	۰/۰۹۳	−۰/۰۰۵	۰/۳۲۱	۰/۰۲۸

pH t = زمان (s)

بریکس

بهترین مدل رگرسیون تغییرات میزان مواد جامد محلول در جدول (۳) برای هشت حالت ترکیبی از پوشش و شرایط نگهداری ارائه شده است. با بررسی R^2 در مدلهای مختلف، بالاترین مقدار ۷۵/۰٪ برای تابع درجه دو برای پوشش کیتوسان و شرایط محیطی بدست آمد. با توجه به نتایج دیگر حالتها در کل می‌توان نتیجه گرفت که مدل رگرسیونی برای پیش‌بینی روند میزان مواد جامد محلول مناسب نیست.

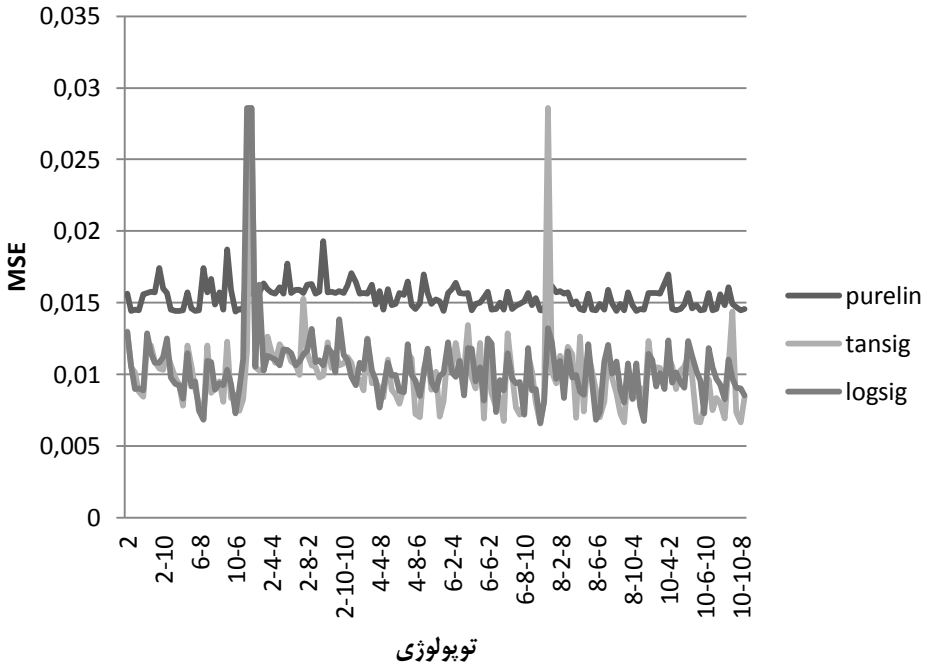
جدول۳: مدل رگرسیونی برای میزان مواد جامد محلول

روش نگهداری	پوشش	مدل	تابع	ضرایب			R^2	MSE
				a_1	a_2	a_3		
محیطی	بدون پوشش	Quadratic	$brix(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۱۲٫۹۹۷	−۰٫۳۲۵	۰٫۱۲۴	۰٫۲۵۹	۳۴٫۰۶
محیطی	واکس	S	$brix(t)=e^{(a1+a2/t)}$	۲٫۷۲۳	−۰٫۲۳۹		۰٫۳۲۸	۲٫۰۱
محیطی	کیتوسان	Quadratic	$brix(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۱۱٫۹۳۳	۰٫۴۲۴	۰٫۱۱۰	۰٫۷۵۰	۲٫۶۵
محیطی	نانوکامپوزیت	Quadratic	$brix(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۱۴٫۳۵۴	−۱٫۵۴۳	۰٫۳۱۶	۰٫۳۸۹	۴٫۳۱
سردخانه‌ای	بدون پوشش	Quadratic	$brix(t)=a_1+a_2\times t+a_3\times t^2$	۱۱٫۳۷۹	۰٫۹۰۴	−۰٫۱۲۷	۰٫۰۶۹	۱٫۵۰
سردخانه‌ای	واکس	S	$brix(t)=e^{(a1+a2/t)}$	۲٫۵۹۸	−۰٫۰۷۷		۰٫۰۴۷	۱٫۴۳
سردخانه‌ای	کیتوسان	S	$brix(t)=e^{(a1+a2/t)}$	۲٫۶۷۷	−۰٫۱۷۹		۰٫۲۴۸	۰٫۲۲
سردخانه‌ای	نانوکامپوزیت	S	$brix(t)=e^{(a1+a2/t)}$	۲٫۶۲۷	−۰٫۱۴۳		۰٫۲۰۴	۱٫۱۵

brix= میزان مواد جامد محلول t = زمان (s)

شبکه عصبی

در خواص کیفی ورودی‌های شبکه شامل وزن، حجم، اقطار سه‌گانه، شرایط نگهداری، نوع پوشش، زمان و درخت بوده و داده‌های خروجی به ترتیب شامل میزان مواد جامد محلول، pH می‌باشد. بر اساس مقدار MSE توابع tansig , logsig عملکرد بهتری نسبت به تابع خطی دارد(شکل۱). الگوریتم trainbr بهترین عملکرد را داشت. با توجه به مقدار خطا بهترین توپولوژی در تابع tansig ۸–۱۰–۶ و در تابع logsig با همان توپولوژی انتخاب شد. مقادیر MSE و R برای این دو مدل به ترتیب ۰/۰۰۶۶ و ۹۲/۱ بدست آمد(جدول ۴).



شکل ۱: مقادیر MSE برای الگوریتم BR در توپولوژی‌های مختلف برای خواص کیفی

جدول٤: پارامترهای ارزیابی برای مدل‌های بهینه در توابع آستانه و الگوریتم آموزش برای خواص کیفی

روش آزمون			پارامترهای آموزش					
			MSE			R	MSE	Epoch
آموزش	تابع	نورُن	آموزش	ارزیابی	آزمون			
Trainlm	Purelin	۱۰–۸–۱۰	۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۲۹	۰/۰۱۵۰	۰/۸۱۷۹	۰/۰۱۴۴	۱۷
	Tansig	۱۰–۱۰	۰/۰۰۵۸	۰/۰۱۱۵	۰/۰۰۷۴	۰/۹۱۲۶	۰/۰۰۷۳	۲۹
	Logsig	۱۰–۶–۱۰	۰/۰۰۵۳	۰/۰۱۰۳	۰/۰۰۹۶	۰/۹۱۶۹	۰/۰۰۶۹	۳۵
trainbr	Purelin	۱۰–۶	۰/۰۱۱۳	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۶	۰/۸۱۷۸	۰/۰۱۴۴	۱۰۰
	Tansig	۶–۱۰–۸	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۷	۰/۹۲۱۶	۰/۰۰۶۶	۴۷
	Logsig	۶–۱۰–۸	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۹	۰/۹۲۱۲	۰/۰۰۶۶	۵۶

با توجه به نتایج جدول (۵) به صورت جداگانه برای هر یک از خواص به صورت فوق بدست آمد. در تابع tansig و الگوریتم trainlm pH با R^2 ۰.۸۱ و بریکس با تابع logsig الگوریتم trianbr و R^2 ۰.۷۰ بهترین حالت بود.

جدول۵: ضریب تعیین مدل‌های بهینه در توابع آستانه و الگوریتم آموزش برای خواص کیفی

روش آزمون			ضریب تعیین (R^2)	
آموزش	تابع	نورُن	میزان مواد جامد محلول	pH
Trainlm	Purelin	۱۰–۸–۱۰	۰٫۳۰۶۱۲۴	۰٫۶۳۲۸۸۸
	Tansig	۱۰–۱۰	۰٫۶۱۹۲۴۳	**۰٫۸۱۰۳۹۸**
	Logsig	۱۰–۶–۱۰	۰٫۶۶۳۲۳۹	۰٫۷۸۴۸۸
Trainbfg	Purelin	۸–۱۰–۱۰	۰٫۳۰۴۹۷۶	۰٫۶۳۱۶۹۴
	Tansig	۱۰–۱۰	۰٫۴۰۸۱۶۸	۰٫۷۳۴۵۳۲
	Logsig	۸–۱۰	۰٫۴۴۱۰۶۵	۰٫۷۲۰۹۶
trainbr	Purelin	۱۰–۶	۰٫۳۰۶۴۱۹	۰٫۶۲۹۵۴۱
	Tansig	۶–۱۰–۸	۰٫۶۹۷۹۰۳	۰٫۸۰۱۶۷۶
	Logsig	۶–۱۰–۸	**۰٫۷۰۷۰۲**	۰٫۷۹۹۳۳۹

بر اساس مدل شبکه عصبی وزن و بایاس بر اساس جدول (۶) زیر تعیین شد. که بر اساس معادله زیر برای پیش‌بینی خواص فیزیکی به کار می‌رود.

$$\sum_{k=1}^{n} Y_k = \sum_{i=1}^{n} f(W_{ij}\, X_i) + b_j \qquad (۱)$$

جدول ٦: ماتریس وزنهای (weight) مدل شبکه عصبی برای خواص کیفی در الگوریتم آموزش BR

Logsig 6-10-10

IW1									B1
−۰/۲۸۱	−۰/۱۶۲	−۱/۳۹۱	۲/۲۷۸	۱/۰۳۶	۱/۲۵۴	۰/۰۲۹	۰/۰۲۵		۰/۲۵۱
۰/۲۸۷	۱/۴۴۶	۰/۵۱۸	−۱/۲۸۸	۰/۶۰۵	۰/۹۶۱	۲/۰۷۹	−۰/۷۹۶		۱/۰۳۲
۰/۰۴۲	۰/۰۴۴	−۰/۴۴۹	۳/۸۰۱	۰/۱۸۲	−۰/۲۰۳	۰/۰۴۷	۰/۲۶۴		۰/۷۴
−۰/۲۰۷	−۰/۲۹۶	۰/۴۷۵	۰/۲۲۶	−۰/۴۴۶	۲/۸۶۲	−۰/۲۴۴	۱/۰۳۹		۰/۹۴۸
۰/۰۱۱	۰/۳۳۲	۱/۶۹۴	۰/۹۲۹	۰/۴۲۶	۱/۱۵۶	−۱/۱۱۰	−۰/۵۱۶		۰/۶۳۲
−۰/۱۴۲	−۱/۱۶۱	۲/۶۷۳	۰/۰۸۰	−۱/۲۵۲	−۰/۴۸۵	۲/۰۳۶	−۰/۰۷۳		۰/۱۸۷
LW1						b2			
−۰/۳۴۷	۰/۷۷۶	۰/۱۴۹	۱/۷۳۲	−۰/۷۳۴	−۱/۰۳۵		−۰/۵۷۰		
−۱/۶۱۹	۰/۵۴۲	−۰/۱۵۵	۰/۶۰۴	۲/۶۴۳	۱/۲۳۳		−۰/۹۸۵		
−۱/۰۴۲	−۱/۲۱۱	−۱/۳۳۴	−۲/۴۳۵	−۲/۰۷۵	۰/۱۹۷		۰/۱۷۸		
۰/۹۵۳	۰/۸۱۲	۰/۶۴۶	۱/۰۱۳	−۰/۰۰۷	−۰/۱۷۸		−۰/۳۹۳		
−۱/۳۴۶	۱/۵۳۲	۰/۱۰۱	−۰/۹۲۲	−۲/۲۲۴	۰/۲۱۱		۰/۴۷۱		
−۰/۵۶۰	−۲/۰۳۴	۰/۲۲۹	−۱/۴۴۰	−۲/۳۹۹	۱/۵۳۹		−۰/۴۹۸		
۱/۲۳۰	۱/۱۰۹	−۲/۷۰۲	۰/۳۹۴	−۱/۳۳۷	−۰/۸۲۷		−۰/۱۳۴		
−۰/۹۶۷	۰/۸۵۱	−۲/۷۳۴	−۰/۴۱۶	۰/۸۰۷	−۰/۷۸۲		۰/۷۰۷		
−۰/۳۸۳	−۰/۳۰۱	−۰/۹۵۰	۰/۳۲۷	−۰/۴۹۷	۰/۱۳۳		۰/۴۵۹		
۱/۶۰۱	۰/۱۱۹	۱/۹۰۰	−۲/۱۲۷	۰/۳۶۹	۲/۴۵۸		۰/۰۶۹		
LW2									b3
۱/۲۲۴	۰/۷۲۵	۰/۸۰۰	۰/۴۶۸	۱/۶۰۲	۲/۷۱۳	۲/۴۲۴	۲/۷۵۳	۰/۸۶۴	−۳/۵۱۱	۰/۳۰۱
۰/۰۹۶	−۰/۰۷۹	۰/۳۰۸	۰/۰۲۲	۱/۲۷۷	−۰/۴۲۰	−۰/۲۰۳	−۰/۶۱۴	−۰/۰۵۰	−۰/۱۱۲	۰/۳۱۷
۰/۰۳۹	۰/۳۸۹	−۱/۱۴۵	−۱/۰۶۵	۰/۱۵۸	−۰/۱۵۱	−۱/۳۵۳	−۰/۰۵۷	−۰/۷۵۲	۳/۵۵۵	۰/۱۹۸
−۰/۴۶۱	۰/۵۰۸	−۰/۰۶۶	۰/۳۴۱	۰/۳۴۱	−۰/۶۱۴	۰/۴۳۹	۰/۷۱۶	−۰/۱۲۱	−۰/۱۸۹	−۰/۶۲۴
−۰/۹۳۴	۲/۷۰۵	۱/۱۹۶	−۰/۰۸۱	−۱/۰۳۴	−۱/۰۱۶	−۰/۰۶۴	−۲/۶۹۳	−۱/۰۵۵	۰/۳۰۷	−۰/۳۲
−۰/۶۰۳	−۱/۰۰۷	−۱/۱۹۷	−۰/۰۷۹	−۰/۰۴۱	−۰/۸۱۹	−۱/۹۸۲	−۱/۳۸۳	۰/۱۷۷	۱/۶۸۴	−۰/۰۰۹
−۰/۰۲۰	۰/۴۲۹	۰/۱۸۶	۰/۴۴۰	−۰/۳۴۵	۰/۳۰۶	۰/۷۰۶	−۰/۰۰۴	−۰/۰۱۰	−۰/۵۹۳	−۰/۱۰۵
۱/۰۸۴	۰/۷۳۹	−۲/۰۷۷	۱/۱۸۹	−۲/۰۱۴	۱/۳۴۶	−۱/۱۶۱	۰/۰۲۳	−۰/۸۳۶	۱/۵۲۵	−۰/۷۰۸
۰/۸۰۲	−۰/۵۱۹	۱/۴۸۹	−۰/۵۱۶	۰/۴۰۷	۰/۶۴۹	۱/۸۲۵	۲/۱۳۶	۰/۴۷۷	−۱/۳۴۶	−۰/۰۵۱
−۰/۶۳۰	۰/۲۲۳	۰۲۸۰	−۰/۰۳۸	۰/۳۸۶	−۰/۰۳۷	−۰/۳۲۸	۰/۵۳۵	۰/۲۹۹	۰/۰۶۹	−۰/۴۳۴
LW3									b4
−۱/۴۸۱	۰/۴۵۳	۰/۱۹۴	−۰/۶۲۲	−۰/۶۲۵	۱/۱۸۴	−۰/۷۷۶	۱/۳۶۱	۰/۴۵۰	۰/۲۶۳	۰/۳۲۴
۰/۴۳۸	−۰/۴۶۶	۲/۱۴۵	۰/۰۱۸	−۱/۹۱۳	۱/۷۰۵	−۰/۵۵۰	۰/۸۴۷	−۰/۶۱۹	−۰/۳۷۴	−۰/۰۸۵
۳/۲۳۹	−۱/۳۹۸	−۰/۳۳۰	−۱/۲۱۳	۰/۰۴۶	−۰/۹۴۱	۰/۲۴۷	۲/۲۷۰	۰/۴۶۲	−۰/۹۰۷	−۰/۱۰۲
۲/۲۹۸	−۱/۳۴۰	۰/۳۷۸	−۰/۳۸۹	−۰/۱۸۸	−۰/۹۲۰	−۰/۳۷۵	۱/۱۵۶	۱/۴۴۳	−۰/۳۵۸	−۰/۷۰۳
−۰/۳۹۰	۰/۷۳۰	۲/۶۲۱	۰/۱۲۲	۳/۱۱۷	−۰/۴۶۱	−۰/۰۲۵	−۰/۶۹۲	−۰/۵۵۴	−۰/۴۹۵	−۰/۱۷

نتیجه‌گیری کلی

در خواص کیفی مدل رگرسیون برای میزان مواد جامد محلول جواب نداده و در pH نیز فقط در شرایط محیطی مناسب بود. بهترین مقدار R^2 در pH برای مدل ترکیبی ۸۴/۹٪ شد. الگوریتم trainbr بهترین عملکرد را داشت. با توجه به مقدار خطا بهترین توپولوژی در تابع tansig ۸–۱۰–۶ و در تابع logsig با همان توپولوژی انتخاب شد. مقادیر MSE و R برای این دو مدل به ترتیب ۰/۰۰۶۶ و ۹۲/۱ بدست آمد. با توجه به مقایسه دو روش، مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی بهتر عمل می‌کند.

منابع

Anonymous. 2002. Oakdale engineering. Datafit programming.

Anonymous. 2009. Agriculture Database of FOA-STAT. Available at http: faostat.fao.org/faostat/form?collection=Production.Crops.Primary&Domain=Production &servlet=1&hasbulk=0&version=ext&language=EN.

Bhatt A. K., Pant D. and Singh R. 2014. An analysis of the performance of Artificial Neural Networktechnique for apple classification. AI & Soc (2014) 29:103–111.

Bhatt A. K. and Pant D. 2015. Automatic apple grading model development based on backpropagation neural network and machine vision, and its performance evaluation. AI & Soc (2015) 30:45–56.

Demuth H. and Beale M. 200). Neural Network Toolbox For Use with MATLAB. The MathWorks, Inc.

Embuscado M. E. and Huber K. C. 2009. Edible Films and Coatings for Food Applications. Springer.

Zarifneshat S., Rohani A., Ghassemzadeh H. R., Sadeghi M., Ahmadi E., Zarifneshat M. 2012. Predictions of apple bruise volume using artificial neural network. Computers and Electronics in Agriculture 82 :75–86.