



## تخمین وزن تر و حجم کالوس زیره سبز با استفاده از پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه

علی منصوری<sup>۱\*</sup>، علی فدوی<sup>۱</sup> و سید محمد مهدی مرتضویان<sup>۲</sup>

\*۱ و ۱- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد و استادیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی پردیس ابوریحان دانشگاه تهران

۲- استادیار گروه زراعت و اصلاح نباتات پردیس ابوریحان دانشگاه تهران

ایمیل مکاتبه کننده: ali.mansouri@ut.ac.ir

### چکیده

در این تحقیق از سامانه پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور تخمین وزن تر و حجم کالوس زیره سبز استفاده شد. از شبکه عصبی با یک لایه پنهان به منظور آموزش و ارزیابی استفاده گردید. تاثیر توابع آموزشی متفاوت (GDA, OSS, LM, RP) به همراه توابع انتقالی logsig, tansig و radbas برای تعداد نرون‌های متفاوت لایه پنهان (۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نرون) بر اساس کمترین مقدار میانگین مربعات خطای (MSE) عملکرد شبکه در فرآیندهای آموزش و اعتبارسنجی ارزیابی شد. شبکه دارای ۱۰ نرون در لایه پنهان، الگوریتم بهینه سازی LM و تابع انتقالی logsig به عنوان ساختار بهینه شبکه انتخاب گردید و مورد ارزیابی قرار گرفت. خطای نسبی شبکه زمانی که پارامترهای حجم و وزن تر کمتر از ۰/۲ بود، دارای مقدار نسبتاً بالایی بود (بالتر از ۰/۳). شبکه عملکرد مناسبی در تخمین مقادیر حجم و وزن تر کالوس‌ها داشت.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، شبکه عصبی مصنوعی، زیره سبز، کالوس

### مقدمه

زیره سبز (*Cuminum cyminum* L.) یک گیاه گلدار از خانواده چتریان و گیاه بومی شرق مدیترانه تا هند می باشد که برای نخستین بار در ایران و سرزمین‌های مدیترانه‌ای کشت شده است. گیاه گل‌هایی سفید و صورتی دارد و طول برگ‌هایش به ۱۰-۵ سانتی متر و ارتفاع آن به ۵۰-۳۰ سانتی متر می‌رسد (Zohary et al., 2012). زیره ی سبز در ایران به صورت خودرو و یا کشت شده وجود دارد و مهم ترین مناطق رشد و تکثیر آن گستره ی وسیعی از استان خراسان از جمله سبزوار، نزدیک مشهد و اطراف سرخس، استان کرمان، اطراف سمنان، اطراف تهران، اطراف دامغان بوده و بسیاری دیگر از نواحی کشور مستعد کشت این گیاه دارویی مفید می باشند. روش تکثیر گیاهان از طریق کشت بافت به طور گسترده برای افزایش تولید گیاهان با ساختار ژنتیکی یکسان در سال ۱۹۰۴ توسط هانینگ ارائه شد. یکی از انواع کشت بافت که علاوه بر ریزازدیادی



در بیوراکتورها مورد استفاده است، کشت کالوس می باشد. در طول مراحل رشد و فعالیت های بیولوژیک گیاهان، میکروارگانیسم های مختلف باعث کاهش عملکرد و همچنین کاهش کیفیت تولیدات می گردند. در طول مرحله رشد کالوس زیره، اندازه گیری مشخصات فیزیکی زیره به صورت تماسی سبب آلوده شدن و تخریب اکثر نمونه های کشت می گردد، لذا یکی از مشکلات اصلی در آزمایشات کشت بافت، مشاهدات تماسی می باشد. لذا اتخاذ یک روش مناسب و بررسی فرآیند های بیولوژیک در قالب مدل های ریاضی مناسب دارای اهمیت فراوانی می باشد. درک و نحوه ی انجام فعالیت های بیولوژیک گیاهان در طول زمان با توجه به خواص ژنتیکی و شرایط محیطی نمونه ها، قابل پیش بینی نمی باشند. این دو فاکتور تاثیر بسیار بالایی در تغییر فرآیند های بیولوژیک درون خود گیاه در یک بازه زمانی گسترده دارند. الگوی تغییرات معمولاً غیر خطی و غیر قابل پیش بینی می باشد. چنین الگوی تغییرات بیولوژیک در مشخصه های سلولی و بافتی گیاهان کاشته شده درون پتری دیش نیز رخ می دهد، لذا مدل سازی مناسب سنتیک رشد با لحاظ نمودن تاثیر محدودیت های ترمودینامیکی محیط کشت و همچنین تخمین ضریب تبدیل انرژی به جرم و برعکس، دارای اهمیت می باشد (Gupta et al., 2006). محققین علوم مهندسی و بیولوژیک از ترکیب پردازش تصویر و شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یک روش جایگزین و کارآمد برای ارزیابی دقیق فرآیند های بیولوژیک در تحقیقات آزمایشگاهی خود بهره برده اند (Uozumi et al., 1993; Honda et al., 1997; Zhang et al., 1999; Prasad et al., 2004). شبکه های عصبی مصنوعی توانایی مدل سازی روابط غیرخطی مجموعه های مختلفی از داده های نامنظم بیولوژیک را با استفاده از تقریب توابع پیچیده ی ریاضی مختلف دارند (Gupta et al., 2006). اوزومی و همکاران (۱۹۹۳) از ترکیب پردازش تصویر و شبکه های عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار به منظور تشخیص سلول های جنینی و غیر جنینی گیاهان بر اساس فاکتور های مساحت، ضریب لنگی، ضریب گردی و فاصله بین سلول های کاشته شده استفاده نمودند. هوندا و همکاران (۱۹۹۷) از پردازش تصویر و شبکه های عصبی پس انتشار عصبی-فازی به منظور تشخیص و اندازه گیری طول ساقه گیاهان بر اساس فاکتورهای رنگی تصاویر RGB استفاده نمودند. در تحقیقی دیگر ژانگ و همکاران (۱۹۹۹) از شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه و پردازش تصویر به منظور طبقه بندی سلول های رویشی گیاه استفاده نمودند. طبقه بندی بر اساس فاکتور های شعاع، طول، عرض، گردی، مساحت و محیط سلول ها صورت گرفت. پارساد و گوپتا (۲۰۰۴) از پردازش تصویر و شبکه های عصبی مصنوعی به منظور خوشه بندی گیاهان باز زا شده بر اساس فاکتور های میانگین روشنایی، حداکثر تعداد پیکسل ها و میزان سطح grey تصاویر استفاده نمودند. منصور و همکاران (۲۰۱۵) از فاکتور چگالی وزنی برای مدل سازی وزن تر کالوس زیره سبز استفاده نمودند. چگالی وزنی بر اساس مقیاس رنگی در سطح grey کالوس ها محاسبه گردید. ارزیابی و تخمین فاکتور های حجم و وزن تر کالوس زیره سبز به منظور ارزیابی و بهبود عملکرد کالوس در شرایط بهینه بیوراکتور ها امری ضروری و با ارزش می باشد. هدف از این تحقیق، بررسی و ارزیابی شبکه های عصبی مصنوعی و سامانه های پردازش تصویر به منظور مدل سازی و تخمین حجم و وزن تر کالوس زیره سبز با استفاده از فاکتور های فیزیکی و مورفولوژیکی (سطح، محیط، طول، عرض، ضریب گردی و...) کالوس ها می باشد.



## مواد و روش‌ها

از نمونه بذر زیره سبز با کد شناسایی ۳۷۵۶۱ (خراسان جنوبی، شهرستان سردبیشه، روستای نهاد جان، واقع در عرض ۳۲/۳۲۲۳ و طول ۶۵/۱۱۳۹) تهیه شده از بانک بذر موسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع واقع در کرج، استفاده گردید. آزمایش شامل اندازه ریزنمونه (در سه سطح ۳، ۵، و ۷ میلی‌متر) و نحوه استقرار ریزنمونه (در دو سطح استقرار فقی و عمودی) بر روی محیط کشت در آزمایشگاه کشت سلول و بافت انجام شد.

### کشت بافت

بذور قبل از کشت در محیط جوانه زنی به مدت ۱۲ ساعت در آب خیس‌انده شده و سپس به مدت ۱۵ دقیقه در الکل ۷۰٪ ضد عفونی شدند. جهت تهیه ریزنمونه، از محیط جوانه زنی ۱/۲MS (۳٪ ساکاروز فاقد تنظیم‌کننده‌های رشدی، آگار ۰/۸ درصد در pH=5.8) جهت تولید گیاهچه‌های استریل زیره استفاده شد. بذور استریل شده تحت شرایط کاملاً استریل در زیر لامینار فلو به سطح محیط جوانه زنی منتقل گردیدند و سپس به مدت ۱۵ روز در اتاقک رشد، تحت دوره‌ی نوری ۱۶ ساعت روشنایی و ۸ ساعت تاریکی با دمای  $1 \pm 25^\circ\text{C}$  نگهداری شدند. پس از رشد گیاهچه‌ها و رسیدن ارتفاع آن به ۶ سانتیمتر اقدام به تهیه ریزنمونه در شرایط استریل گردید. ریزنمونه‌ها در سه طول ۳، ۵ و ۷ میلی‌متر از ناحیه هیپوکوتیل گیاهچه جدا شده و در دو حالت استقرار افقی و عمودی در پتری دیش‌های ۹۰ میلی‌متری حاوی تقریباً ۲۵ میلی‌لیتر محیط کشت B5 به همراه ۲ میلی‌گرم در لیتر BAP (بنزیل آمینوپورین) و ۲ میلی‌گرم در لیتر NAA (نفتالین استیک اسید)، جهت القای کالوس زایی کشت گردیدند.

### پردازش تصویر

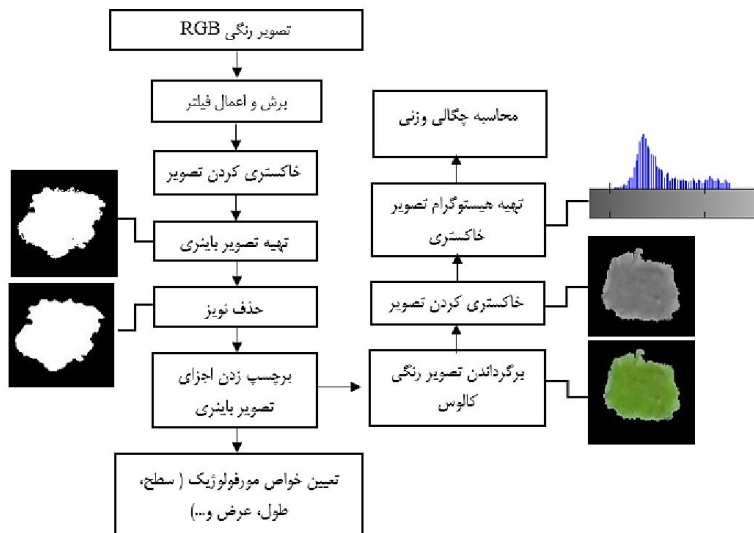
تصاویر در انتهای دوره و بعد از گذشت ۴۸ روز از کشت ریزنمونه‌ها در محیط B5 تهیه شد. تصاویر با ابعاد  $2736 \times 2736$  پیکسل توسط دوربین دیجیتالی (CCD Canon G12، ۱۰ مگاپیکسل با زوم لنز معادل ۲۸-۱۴۰ میلی‌متر) مستقر بر روی جعبه عکس برداری مجهز به چهار هالوژن سفید رنگ ۳۲ وات (۲۶۳۰ لوکس نور) و از فاصله ۴۱ سانتیمتری از نمونه کالوس‌ها تهیه شدند (شکل ۱) [۷]. تصاویر ذخیره شده توسط نرم افزار MATLAB2013b برای نواحی مورد نظر مورد پردازش قرار گرفت. الگوریتم پردازش-تصویر در ۱۱ مرحله انجام گرفت (شکل ۲). مراحل الگوریتم بکار برده شده به شرح ذیل می‌باشد:



شکل ۱- جعبه عکس برداری استفاده شده برای تامین شرایط مناسب نوری



۱) فراخوانی تصویر ذخیره شده (۲) برش و اعمال فیلتر به نواحی مورد نظر (AOI) (۳) تبدیل تصویر رنگی RGB به تصویر سطح Gray (۴) تبدیل تصویر سطح Gray به تصویر باینری (۵) حذف نویز و خطا در تصویر باینری تهیه شده (۶) برچسب زدن اجزاء موجود در تصویر باینری (۷) تعیین و محاسبه خواص مورفولوژیکی (سطح، محیط، طول و...) (۸) اعمال ماسک و برگرداندن تصویر رنگی کالوس ها (۹) تبدیل تصویر رنگی RGB به تصویر سطح Gray (۱۰) تهیه هیستوگرام تصویر سطح Gray کالوس (۱۱) محاسبه چگالی وزنی کالوس (WD).



شکل ۲- الگوریتم پردازش تصویر کالوس زیره سبز

فاکتورهای مورفولوژیک محاسبه شده برای کالوس ها در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱- ورودی و خروجی های شبکه عصبی مصنوعی MLP

پارامترها	ورودی و خروجی شبکه
سطح تصویر شده ( $A_c$ )، محیط ( $P_c$ )، طول محور بزرگ (a) و کوچک (b)، چگالی ( $\rho$ )، طول عرض مستطیل محیطی بر کالوس (L و W)، ضریب فراخی سطح ( $R_f$ )، ضریب کشیدگی ( $E_f$ )، زبری سطح (Roughness)، قطر عرضی (FD)، لنگی (E)، ضریب دایره‌ای ( $C_f$ )، نسبت منظر ( $A_r$ ) و ضریب گردی (R)، چگالی وزنی (WD)، سطح تحدب و Solidity	ورودی‌های شبکه
حجم ( $V_c$ ) و وزن تر (FW)	خروجی‌های شبکه

### تعیین چگالی کالوس ها

در انتهای دوره به روش تخریبی چگالی تمامی کالوس ها محاسبه گردید. وزن تر (FW) کالوس به وسیله ترازو (A&D GF-600, 610 g  $\times$  0.001) و حجم کالوس ها به روش جابجایی آب و چگالی مطابق روابط ۱ و ۲ تعیین شدند (Mohsenin, 1986).



$$V_c = \frac{\text{weight of displaced water (g)}}{\text{water density (g.cm}^{-3}\text{)}} \quad (1)$$

$$\rho = \frac{FW (g)}{V_c (cm^3)} \quad (2)$$

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

از شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه (MLP) به منظور مدل سازی حجم و وزن تر کالوس ها استفاده گردید. تاثیر تعداد لایه های پنهان شبکه (یک و دو) در مدل سازی بررسی شد. با توجه به نتایج بدست آمده از شبکه عصبی با یک لایه پنهان استفاده گردید. از ۱۸ پارامتر به عنوان ورودی شبکه استفاده شد (جدول ۱). موفقیت یک شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی پارامتر های خروجی در گرو تخصیص ورودی مناسب و انتخاب ساختار بهینه شبکه (تعداد لایه پنهان، تعداد نرون های لایه پنهان، الگوریتم آموزش شبکه و توابع انتقالی داده ها) می باشد. به منظور دستیابی به بهینه ترین الگوریتم آموزش، توابع انتقالی شبکه، تاثیر توابع آموزشی GDA، OSS، LM و RP به همراه توابع انتقالی tansig، logsig و radbas برای تعداد نرون های متفاوت لایه پنهان (۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نرون) بر اساس عملکرد شبکه در فرآیند های آموزش و اعتبارسنجی مورد بررسی قرار گرفت. در تمامی مراحل آزمایش مبنای انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی بر اساس عدم پیچیدگی و سادگی ساختار شبکه نهایی صورت گرفت. داده ها قبل از ورود به شبکه توسط دستور mapinmax در بازه ی -۱ تا ۱ نرمال سازی شد. نرمال سازی به منظور تخصیص ارزش یکسان پارامتر های ورودی و خروجی شبکه در ارزیابی عملکرد فرآیند های آموزش، ارزشیابی و تست شبکه ها صورت گرفت (Chegini et al., 2008). ۷۰ درصد داده ها به منظور آموزش و ۱۵ درصد به منظور اعتبارسنجی و ۱۵ درصد باقیمانده برای تست و ارزیابی نهایی شبکه استفاده گردید.

## نتایج و بحث

نتایج حاصل ارزیابی تاثیر توابع آموزشی GDA، OSS، LM و RP به همراه توابع انتقالی logsig، tansig و radbas برای تعداد نرون های متفاوت لایه پنهان (۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نرون) بر اساس عملکرد شبکه در فرآیند های آموزش و اعتبارسنجی در جدول ۲ نشان داده شده است. توابع انتقالی در واقع توابع ریاضیاتی می باشند که بازه و گستره مقادیر خروجی نرون ها را تعیین می نمایند. توابع انتقالی نرون های مصنوعی مانع از تولید مقادیر بزرگ خروجی می شوند، لذا فرآیند آموزشی شبکه و در نتیجه توانایی شبکه را در مدل سازی ورودی/خروجی کنترل می کنند (Aghbashlo et al., 2012). اغلب یک الگوریتم بهینه سازی و یا الگوریتم کاهنده خطا به عنوان روشی برای تخمین و تخصیص بهترین مقادیر وزن و بایاس شبکه در راستای کاهش خطای خروجی تعریف می گردند. در طراحی ساختار شبکه با توجه به ماهیت رگرسیونی خروجی ها تابع انتقالی خطی برای لایه خروجی شبکه انتخاب گردید. با توجه به نتایج حاصل، الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکوورت (LM) با تابع انتقال logsig به عنوان الگوریتم بهینه سازی و تابع انتقالی نرون های لایه پنهان شبکه انتخاب شدند. تابع انتقال logsig توسط رابطه ۳ تعریف می شود (Chegini et al., 2008; Aghbashlo et al., 2012).



$$\text{logsig} = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (۳)$$

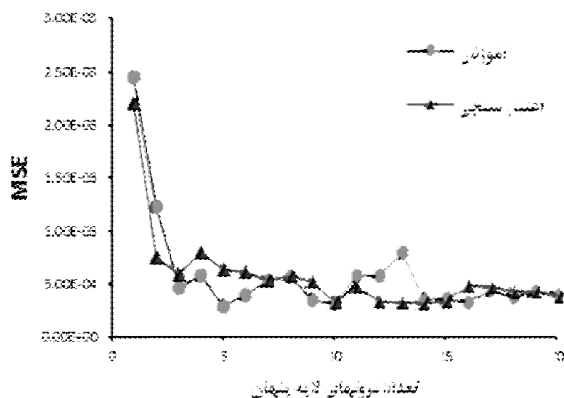
در مرحله بعد برای دستیابی به مقدار دقیق تعداد نرون‌های لایه پنهان تاثیر تعداد ۱ الی ۲۰ نرون بر فرآیند آموزش شبکه به منظور دستیابی به کمینه مقدار میانگین مربعات خطا (MSE) شبکه بررسی شد (شکل ۳). تعداد بسیار کم نرون در لایه پنهان ظرفیت شبکه را در نگاشت رابطه ورودی/خروجی کاهش می‌دهد. همچنین تعداد بسیار بالای نرون در لایه پنهان باعث Overfitting و یادگیری بیش از حد اطلاعات غیر ضروری می‌شود (Ebrahimpour et al., 2008).

جدول ۲- مقایسه عملکرد توابع مختلف بهینه‌سازی و انتقال در تعداد نرون و تکرار مختلف بر اساس میانگین مربعات خطا در

آموزش و اعتبارسنجی شبکه عصبی

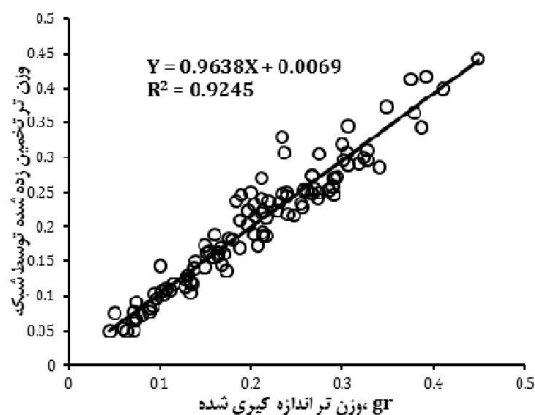
تابع انتقال	الگوریتم	۵ نرون / ۵۰۰ تکرار		۱۰ نرون / ۱۰۰۰ تکرار		۱۵ نرون / ۱۵۰۰ تکرار		۲۰ نرون / ۲۰۰۰ تکرار	
		آموزش	اعتبارسنجی	آموزش	اعتبارسنجی	آموزش	اعتبارسنجی	آموزش	اعتبارسنجی
Log sigm	GDA	۸/۱۴e <sup>-۴</sup>	۶/۰۱e <sup>-۴</sup>	۸/۷۶e <sup>-۴</sup>	۸/۲۳e <sup>-۴</sup>	۸/۶۶e <sup>-۴</sup>	۶/۴۳e <sup>-۴</sup>	۷/۵۴e <sup>-۴</sup>	۸/۵۱e <sup>-۴</sup>
	OSS	۷/۷۳e <sup>-۴</sup>	۸/۸۹e <sup>-۴</sup>	۶/۴۹e <sup>-۴</sup>	۹/۱۹e <sup>-۴</sup>	۶/۵۲e <sup>-۴</sup>	۶/۸۰e <sup>-۴</sup>	۷/۳۱e <sup>-۴</sup>	۶/۳۷e <sup>-۴</sup>
	LM	۴/۹۹e <sup>-۴</sup>	۴/۹۸e <sup>-۴</sup>	۳/۲۲e <sup>-۴</sup>	۴/۸۰e <sup>-۴</sup>	۶/۳۹e <sup>-۴</sup>	۸/۶۲e <sup>-۴</sup>	۶/۴۲e <sup>-۴</sup>	۶/۱۵e <sup>-۴</sup>
	RP	۷/۰۳e <sup>-۴</sup>	۹/۷۱e <sup>-۴</sup>	۸/۵۲e <sup>-۴</sup>	۲/۲۹e <sup>-۳</sup>	۶/۱۳e <sup>-۴</sup>	۵/۶۴e <sup>-۴</sup>	۷/۹۱e <sup>-۴</sup>	۶/۵۳e <sup>-۴</sup>
Tan sigm	GDA	۶/۵۲e <sup>-۴</sup>	۹/۰۹e <sup>-۴</sup>	۵/۹۷e <sup>-۴</sup>	۱/۹۴e <sup>-۳</sup>	۶/۳۴e <sup>-۴</sup>	۶/۳۵e <sup>-۴</sup>	۵/۰۹e <sup>-۴</sup>	۸/۷۲e <sup>-۴</sup>
	OSS	۷/۵۷e <sup>-۴</sup>	۱/۲۱e <sup>-۳</sup>	۶/۳۸e <sup>-۴</sup>	۱/۷۸e <sup>-۳</sup>	۶/۱۸e <sup>-۴</sup>	۵/۱۴e <sup>-۴</sup>	۵/۶۶e <sup>-۴</sup>	۸/۰۰e <sup>-۴</sup>
	LM	۲/۹۸e <sup>-۴</sup>	۱/۱۹e <sup>-۳</sup>	۷/۵۴e <sup>-۴</sup>	۱/۳۲e <sup>-۳</sup>	۱/۷۷e <sup>-۴</sup>	۱/۱۰e <sup>-۳</sup>	۵/۳۶e <sup>-۴</sup>	۹/۲۹e <sup>-۴</sup>
	RP	۵/۹۴e <sup>-۴</sup>	۱/۲۲e <sup>-۳</sup>	۵/۶۹e <sup>-۴</sup>	۱/۳۳e <sup>-۳</sup>	۶/۱۴e <sup>-۴</sup>	۳/۰۵e <sup>-۳</sup>	۵/۲۸e <sup>-۴</sup>	۸/۲۶e <sup>-۴</sup>
Radbas	GDA	۸/۵۵e <sup>-۴</sup>	۹/۱۱e <sup>-۴</sup>	۸/۴۴e <sup>-۴</sup>	۱/۱۱e <sup>-۳</sup>	۶/۹۷e <sup>-۴</sup>	۲/۵۱e <sup>-۳</sup>	۶/۱۴e <sup>-۴</sup>	۹/۸۱e <sup>-۴</sup>
	OSS	۱/۰۷e <sup>-۳</sup>	۱/۲۳e <sup>-۳</sup>	۸/۳۱e <sup>-۴</sup>	۱/۲۸e <sup>-۳</sup>	۶/۶۰e <sup>-۴</sup>	۱/۶۸e <sup>-۳</sup>	۴/۴۳e <sup>-۴</sup>	۷/۳۶e <sup>-۴</sup>
	LM	۱/۳۴e <sup>-۳</sup>	۱/۸۴e <sup>-۳</sup>	۹/۸۶e <sup>-۴</sup>	۱/۶۷e <sup>-۳</sup>	۵/۶۰e <sup>-۴</sup>	۷/۷۹e <sup>-۴</sup>	۳/۷۳e <sup>-۴</sup>	۹/۴۰e <sup>-۴</sup>
	RP	۷/۶۸e <sup>-۴</sup>	۱/۲۸e <sup>-۳</sup>	۴/۲۱e <sup>-۴</sup>	۱/۴۹e <sup>-۳</sup>	۶/۳۹e <sup>-۴</sup>	۲/۰۵e <sup>-۳</sup>	۲/۱۶e <sup>-۴</sup>	۸/۹۱e <sup>-۴</sup>

روند کاهش MSE در مرحله آموزش شبکه با افزایش تعداد نرون تا ۱۰ مشاهده شد. کمترین مقدار MSE در شبکه با تعداد ۱۰ نرون در لایه پنهان محاسبه گردید، لذا تعداد ۱۰ نرون برای لایه پنهان شبکه انتخاب گردید. با توجه به شکل ۳ می‌توان مشاهده نمود که شبکه فرآیند آموزش خود را نگه داشته و حالت overfitting مشاهده نمی‌گردد.

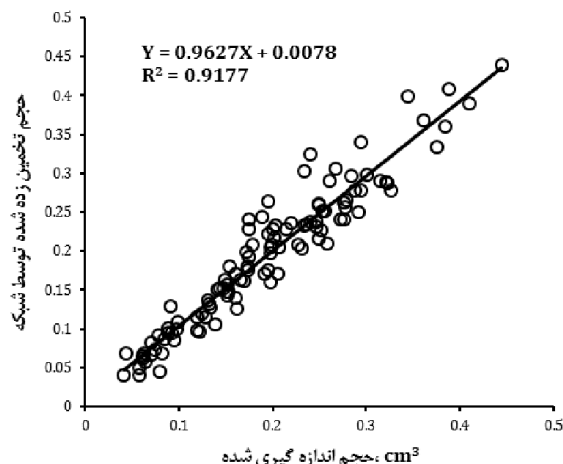


شکل ۳- بررسی تاثیر تعداد نرون های لایه پنهان بر روند آموزش و اعتبارسنجی شبکه یک لایه

در انتها شبکه با یک لایه پنهان دارای ۱۰ نرون، الگوریتم بهینه سازی LM و تابع انتقالی logsig به عنوان ساختار بهینه شبکه انتخاب گردید و مورد ارزشیابی قرار گرفت. نتایج حاصل از تخمین مقادیر حجم و وزن تر کالوس ها توسط شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر واقعی پارامترها شکل های ۴ و ۵ نشان داده شده است.

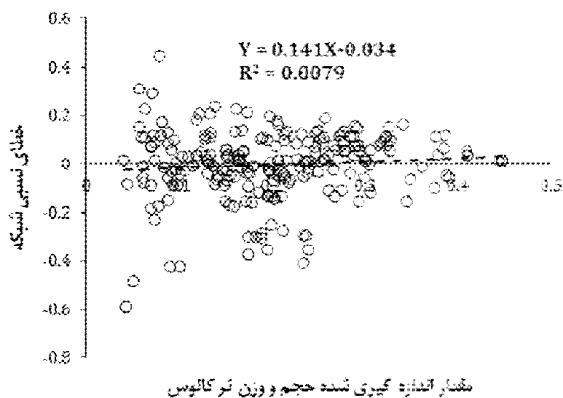


شکل ۴- مقایسه عملکرد شبکه با یک لایه پنهان در تخمین مقادیر وزن تر کالوس ها



شکل ۵- مقایسه عملکرد شبکه با یک لایه پنهان در تخمین مقادیر حجم کالوس

توزیع فراوانی خطای نسبی شبکه در عملکرد مدل سازی مقادیر حجم و وزن تر در شکل ۶ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می شود خطای نسبی شبکه به خوبی در دو طرف باند افقی ( خطای نسبی صفر) توزیع شده است. همچنین مقادیر نشان داده شده دارای الگوی تغییرات خاصی نمی باشند، لذا عملکرد شبکه در مدل سازی قابل قبول می باشد (Chegini et al., 2008). خطای نسبی شبکه برای مقادیر کمتر پارامترهای حجم و وزن تر ( $0.2 <$ ) دارای خطای نسبی نسبتاً بالایی می باشد و شبکه دارای عملکرد مطلوبی نمی باشد.



شکل ۶- بررسی توزیع فراوانی خطای نسبی شبکه

### نتیجه گیری

با توجه به مقادیر ضرایب زاویه در شبکه آموزش داده شده یک لایه ( $0.97 <$  ضریب زاویه) می توان دریافت که شبکه یک لایه به طور کلی از لحاظ دقت و صحت خروجی تولیدی دارای عملکرد مطلوبی می باشد (Aghbashlo et al., 2012).

### تشکر و قدردانی





از موسسه تحقیقات جنگلها و مراتع به دلیل تامین بذور زیره سبز و دانشگاه تهران به علت مهیا نمودن شرایط و امکانات اجرایی تحقیق تقدیر و قدر دانی به عمل می آید.

#### منابع و مأخذ

1. Aghbashlo M, Mobli H, Rafiee S, Madadlou A. (2012) The use of artificial neural network to predict exergetic performance of spray drying process: A preliminary study *Computers and Electronics in Agriculture*. Vol 88:32-43.
2. Chegini GR, Khazaei J, Ghobadian B, Goudarzi AM. (2008) Prediction of process and product parameters in an orange juice spray dryer using artificial neural networks *Journal of Food Engineering*. Vol 84:534-543 doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2007.06.007.
3. Ebrahimpour A, Rahman RN, Ch'ng DHE, Basri M, Salleh AB. (2008) A modeling study by response surface methodology and artificial neural network on culture parameters optimization for thermostable lipase production from a newly isolated thermophilic *Geobacillus* sp. strain ARM *BMC biotechnology*. Vol 8:96.
4. Gupta SD, Ibaraki Y (2006) *Plant Tissue Culture Engineering*. Springer,
5. Honda H, Takikawa N, Noguchi H, Hanai T, Kobayashi T. (1997) Image analysis associated with a fuzzy neural network and estimation of shoot length of regenerated rice callus *Journal of Fermentation and Bioengineering*. Vol 84:342-347 doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0922-338X(97)89256-2.
6. Mansouri A, Fadavi A, Mortazavian S. (2015) Effects of length and position of hypocotyl explants on *Cuminum cyminum* L. callogenesis by image processing analysis *Plant Cell Tissue Organ Cult*:1-10 doi:10.1007/s11240-015-0736-0.
7. Mohsenin NN (1986) *Physical Properties of Plant and Animal Materials: Structure, Physical Characteristics, and Mechanical Properties*. Gordon and Breach,
8. Prasad V, Dutta Gupta S (2004) Trichromatic sorting of in vitro regenerated plants of *gladiolus* using adaptive resonance theory *Current science* 87:348-353
9. Uozumi N, Yoshino T, Shiotani S, Suehara K-I, Arai F, Fukuda T, Kobayashi T (1993) Application of image analysis with neural network for plant somatic embryo culture *Journal of Fermentation and Bioengineering* 76:505-509 doi:http://dx.doi.org/10.1016/0922-338X(93)90249-8
10. Zhang C, Timmis R, Hu W-S. (1999) A neural network based pattern recognition system for somatic embryos of Douglas fir *Plant Cell, Tissue and Organ Culture*. Vol 56:25-35 doi:10.1023/A:1006287917534.
11. Zohary D, Hopf M, Weiss E. (2012) *Domestication of Plants in the Old World: The Origin and Spread of Domesticated Plants in Southwest Asia, Europe, and the Mediterranean Basin*. OUP Oxford



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



## Application of image processing and multi-layer perceptron artificial neural network for estimating volume and fresh weight of *Cuminum cyminum* L. Callus

### Abstract

Application of image processing and multi-layer perceptron artificial neural networks (MLP ANNs) were used to determine the volume and fresh weight values of *Cuminum cyminum* L. calli. Effect of different error minimization algorithms (GDA, OSS, LM and RP), transfer functions (logsig, tansig and radbas), sufficient number of neuron in hidden layer (5, 10, 15 and 20 number) on ANN performance were investigated. The best structure was chose based on minimum mean square errors (MSE) of training and validation process. Network with 10 neuron in hidden layer, LM error minimization algorithm and logsig transfer function was chose as optimum structure. The absolute error of network for Vc and FW when they were less than 0.2, was bigger than 0.3. Network had a good performance to determine FW and Vc of calluses.

**Keywords:** Image analysis, artificial neural network, *Cuminum cyminum* L, callus.