

رسالة محمد



دانشکده کشاورزی

گروه آب و خاک

عنوان :

برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک‌های ماسه‌ای همگن با استفاده از شبکه عصبی

مصنوعی

دانشجو : کیانا بهمن

اساتید راهنما :

دکتر هادی قربانی

دکتر صمد امامقلی‌زاده

اساتید مشاور :

دکتر عیسی معروف پور

دکتر خلیل اژدری

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار :

تیر ماه ۱۳۹۲




دانشگاه صنعتی شاهرود


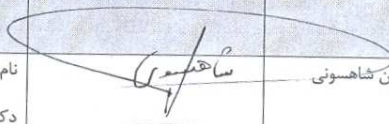
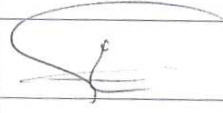
دانشکده کشاورزی  
گروه آب و خاک

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم کیانا بهمن

تحت عنوان: "برآورد ضریب انتشار پذیری آلاینده در خاک های ماسه ای همگن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

در تاریخ ۱۳۹۲/۴/۱۵ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه عالی مورد پذیرش قرار گرفت.

| امضاء   | اساتید مشاور                            | امضاء   | اساتید راهنما                             |
|---|---|---|---|
|  | نام و نام خانوادگی: دکتر خلیل اژدری     |   | نام و نام خانوادگی: دکتر هادی قربانی      |
|   | نام و نام خانوادگی: دکتر عیسی معروف پور |  | نام و نام خانوادگی: دکتر صمد امامقلی زاده |

| امضاء   | نماینده تحصیلات تکمیلی                      | امضاء  | اساتید داور                              |
|---|---|--|--|
|  | نام و نام خانوادگی:<br>دکتر کامبیز جهان بین |  | نام و نام خانوادگی: دکتر شاهین شاهسونی   |
|   |   |   | نام و نام خانوادگی: دکتر میثم عابدین پور |
|   |   |  | نام و نام خانوادگی:                      |
|   |   |  | نام و نام خانوادگی:                      |

## تشکر و قدردانی

اکنون که دیگر بار پروردگار منان مرا قرین لطف و مرحمت خویش قرار داده تا در سایه بندگی‌اش، گامی دیگر را در عرصه‌ی کسب علم و دانش پشت سر نهم، با قلبی سرشار از یقین و ایمان به الطاف الهی، ابتدا بر او که مسیر دانش را بر راه زندگی‌م گشود، خضوع و سجود می‌کنم و از فرشتگانی که به لطف او مرا در گذر از این مسیر یاری نمودند، قدردانی و تشکر می‌نمایم. به دست‌های دو معلم بزرگوام، پدر و مادر عزیزم که مهربانانه از روزهای بی‌بازگشت عمرشان برایم سایه‌بان عشق و آرامش و تکیه‌گاه امن و آسایش ساخته‌اند، بوسه می‌زنم.

بسی شایسته است از اساتید راهنمای بزرگوام آقایان: دکتر هادی قربانی و دکتر صمد امامقلی زاده که در کمال سعه‌ی صدر، با حسن خلق و فروتنی از هیچ کمکی دریغ ننموده‌اند و با راهنمایی‌های سازنده و راه‌گشایشان در طی مراحل انجام و تدوین پایان‌نامه مرا یاری رسانده‌اند، تشکر و قدردانی نمایم. با امتنان بی‌کران از مساعدت‌های بی‌شائبه‌ی اساتید شایسته و گرانقدر، آقایان دکتر عیسی معروف‌پور و دکتر خلیل اژدری که همواره رهنمودهایشان روشن‌گر راه و گره‌گشای سختی‌ها بوده است. از اساتید و کارشناسان گروه آب و خاک، آقایان دکتر نادری، دکتر شاهسونی، دکتر عباس‌پور و مهندس شاکری تشکر و قدردانی می‌نمایم.

و با تشکر خالصانه خدمت همه‌ی کسانی که به نوعی مرا در به انجام رساندن این مهم یاری نموده‌اند. باشد که شایسته‌ی زحمات بی‌دریغشان بوده باشم.

کیانا بهمن

تیر ماه ۹۲

## تعهد نامه

نائب کیانا بهمن دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی کشاورزی- علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان " برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک‌های ماسه‌ای همگن با استفاده از شبکه-عصبی مصنوعی" تحت راهنمایی دکتر هادی قربانی - دکتر د امامقلی زاده، متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده ( یا بافتهای آنها ) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاقی انسانی رعایت شده است.

تاریخ امضای دانشجو

### مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است ) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

\* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد .

## چکیده

ضریب انتشارپذیری خاک یک خاصیت قابل اندازه‌گیری محیط متخلخل و یکی از پارامترهای مهم معادله جابجایی - انتشار بوده که این معادله، مدل پایه برای بیان حرکت املاح در داخل خاک می‌باشد. از آنجایی که در روش‌های معمول، اندازه‌گیری ضریب انتشارپذیری خاک نیاز به وقت و هزینه زیادی دارد و از طرفی وجود عبارات غیرخطی در روابط ضریب انتشارپذیری خاک، مدل‌سازی آنها را با مشکل همراه کرده است، بنابراین امروزه شبکه‌های غیرخطی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی یک چنین پدیده‌های پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد. بعلاوه، از آنجاییکه ضریب انتشارپذیری خاک به فاصله‌ی انتقال نیز وابسته می‌باشد، در این تحقیق قابلیت شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برون‌یابی و درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل انتقال مختلف، بررسی شد. سپس نتایج مدل شبکه‌ی عصبی با نتایج حاصل از روش رگرسیون چند متغیره خطی (MLR) مقایسه گردید. بدین منظور از داده‌های آزمایشگاهی که توسط چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) از یک مدل فیزیکی به طول ۱۵۵۰ میلی‌متر، عرض ۱۰۰ میلی‌متر و ارتفاع ۶۰۰ میلی‌متر جمع‌آوری شده بود، استفاده گردید. داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به خاک ماسه‌ای در پنج اندازه‌ی بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیار ریز بود. آنها همچنین در آزمایشات خود از کلرید سدیم با غلظت ۹ گرم بر لیتر و با پنج سرعت متفاوت به عنوان آلاینده پایدار استفاده نمودند. نمونه‌برداری در پنج فاصله‌ی ۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰ و ۱۲۵ سانتیمتر انجام شد که بیان‌کننده‌ی طول نمونه خاک بوده است. از میان مقادیر اندازه‌گیری شده، از فاصله انتقال (L) - قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ ) - وزن مخصوص ظاهری ( $\rho_b$ ) - تخلخل (n) - هدایت هیدرولیکی (K) - سرعت متوسط آلودگی (Vc) به عنوان پارامترهای ورودی و از ضریب انتشارپذیری خاک ( $\alpha$ ) به عنوان پارامتر خروجی مدل‌ها استفاده گردید. همچنین معیارهای آماری مانند متوسط مجذور مربعات خطا (RMSE)، متوسط قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) برای بررسی توانایی مدل‌ها در برآورد مذکور مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی با داشتن یک لایه‌ی پنهان و در

حالی که تعداد نرون بر روی لایه‌ی پنهان با تعداد نرون بر روی لایه‌ی ورودی برابر بود، با تابع محرک سکانت هیپربولیک (Sech) و ۱۰۰۰۰ تکرار توانست با  $R^2=0/985$  و RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۰۰۰۴ و ۰/۰۰۰۳ در مرحله‌ی صحت‌یابی که بیان‌کننده خطای کم مدل می‌باشد، ضریب انتشار-پذیری خاک را با قابلیت بالا پیش‌بینی نماید. همچنین شبکه‌ی عصبی توانست با داشتن  $R^2$  بالا و خطای بسیار کم، مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل ۵۰، ۷۵ و ۱۰۰ سانتی‌متر را درون‌یابی و مقادیر مربوط به فواصل ۲۵ و ۱۲۵ را برون‌یابی نماید. مقایسه‌ی بین نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی و نتایج مدل رگرسیون خطی نیز که  $R^2=0/888$  و RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۰۰۰۶ و ۰/۰۰۰۴ را در مرحله‌ی صحت‌یابی نشان داد، بیان‌کننده‌ی دقت بالاتر و خطای کمتر مدل شبکه عصبی در مقایسه با مدل رگرسیون خطی می‌باشد.

همچنین درصد اهمیت پارامترهای ورودی موثر بر ضریب انتشارپذیری نیز توسط شبکه عصبی که با نرم افزار Qnet 2000 به اجرا درآمد، بررسی شد.

کلمات کلیدی: ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک، خاک ماسه‌ای همگن، شبکه عصبی مصنوعی،

آب

## لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱. بهمن ک، امامقلی زاده ص، قربانی ه، معروف پور ع، اژدری خ، (۱۳۹۱)، " مقایسه سیستم استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی و مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک " ، هفتمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان.
۲. بهمن ک، امامقلی زاده ص، قربانی ه، معروف پور ع، اژدری خ، (۱۳۹۱)، " تخمین ضریب انتشارپذیری خاک با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون " دومین کنفرانس بین‌المللی مدلسازی گیاه، آب، خاک، هوا، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان.



## فهرست مطالب

|         |  |
|---------|--|
| ۱.....  | فصل اول: کلیات.....  |
| ۲.....  | ۱-۱- مقدمه.....  |
| ۳.....  | ۲-۱- ضرورت تحقیق.....  |
| ۴.....  | ۳-۱- اهداف.....  |
| ۴.....  | ۴-۱- روش تحقیق.....  |
| ۶.....  | فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته.....   |
| ۷.....  | ۱-۲- مقدمه.....  |
| ۷.....  | ۱-۱-۲- اصول تئوری.....   |
| ۷.....  | ۱-۱-۱-۲- انتقال توده ای یا روان املاح.....   |
| ۹.....  | ۲-۱-۱-۲- پخشیدگی مولکولی.....  |
| ۱۲..... | ۱-۲-۱-۱-۲- ضرایب پخشیدگی یون ها.....   |
| ۱۴..... | ۳-۱-۱-۲- انتشار مکانیکی.....   |
| ۱۶..... | ۲-۲- جابجایی اختلاط پذیر.....  |
| ۱۷..... | ۳-۲- معادله کلی جابجایی-انتشار املاح در جریان اشباع.....                               |
| ۱۹..... | ۴-۲- نقش نسبی پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی در جابجایی مواد در جریان اشباع.....     |
| ۲۰..... | ۵-۲- تئوری مدلسازی.....  |
| ۲۰..... | ۱-۵-۲- مدل انتقال آلاینده ها.....  |
| ۲۳..... | ۱-۱-۵-۲- مدل فرید-کامبرنوس.....  |
| ۲۳..... | ۶-۲- مطالعات آزمایشگاهی انجام شده جهت برآورد ضریب انتشارپذیری.....                     |
| ۲۹..... | ۷-۲- مطالعات انجام شده جهت برآورد ضریب انتشارپذیری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی..... |
| ۳۰..... | ۸-۲- مطالعات انجام شده جهت برآورد ضریب انتشارپذیری با استفاده از سایر مدل ها.....      |

|         |   |
|---------|---|
| ۳۳..... | فصل سوم: مبانی و ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی..... |
| ۳۴..... | ۳-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی.....            |
| ۳۷..... | ۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN).....                  |
| ۳۷..... | ۳-۳- شبکه‌های عصبی بیولوژیکی.....                 |
| ۴۰..... | ۳-۴- ساختار شبکه عصبی مصنوعی.....                 |
| ۴۰..... | ۳-۴-۱- نرون مصنوعی.....                           |
| ۴۱..... | ۳-۴-۲- لایه.....                                  |
| ۴۱..... | ۳-۴-۳- وزن.....                                   |
| ۴۲..... | ۳-۴-۴- حافظه.....                                 |
| ۴۲..... | ۳-۴-۵- توابع محرک.....                            |
| ۴۲..... | ۳-۴-۵-۱- تابع محرک سیگموئید.....                  |
| ۴۳..... | ۳-۴-۵-۲- تابع محرک تانژانت هیپربولیک.....         |
| ۴۳..... | ۳-۵- توانایی‌های شبکه عصبی.....                   |
| ۴۳..... | ۳-۵-۱- قابلیت یادگیری.....                        |
| ۴۴..... | ۳-۵-۲- قابلیت تعمیم دهی.....                      |
| ۴۵..... | ۳-۵-۳- مقاوم بودن شبکه در مقابل خطا.....          |
| ۴۵..... | ۳-۶- آموزش شبکه‌های عصبی.....                     |
| ۴۵..... | ۳-۶-۱- آموزش بدون ناظر.....                       |
| ۴۶..... | ۳-۶-۲- آموزش با ناظر.....                         |
| ۴۶..... | ۳-۷- الگوریتم‌های آموزش.....                      |
| ۴۷..... | ۳-۷-۱- الگوریتم پس انتشار خطا.....                |

|         |  |
|---------|--|
| ۴۷..... | ۳-۸-۱- انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی.....   |
| ۴۸..... | ۳-۸-۱- شبکه های عصبی پرسپترون.....   |
| ۴۹..... | ۳-۸-۲- شبکه های پرسپترون چندلایه.....  |
| ۵۱..... | ۳-۹- نحوه ارائه داده ها به شبکه.....   |
| ۵۳..... | <b>فصل چهارم: مواد و روش‌ها.....</b>   |
| ۵۴..... | ۴-۱- مقدمه.....  |
| ۵۴..... | ۴-۲- مجموعه آزمایش ها.....   |
| ۵۴..... | ۴-۲-۱- انتخاب خاک آزمایش.....  |
| ۵۶..... | ۴-۲-۲- انتخاب ماده آلاینده.....  |
| ۵۷..... | ۴-۲-۳- مدل فیزیکی ساخته شده به منظور به دست آورده داده ها.....                           |
| ۶۱..... | ۴-۳- گسترش شبکه عصبی مصنوعی.....   |
| ۶۱..... | ۴-۳-۱- مراحل گسترش شبکه عصبی.....  |
| ۶۲..... | ۴-۳-۱-۱- تقسیم بندی داده ها.....   |
| ۶۳..... | ۴-۳-۱-۳- آموزش شبکه.....   |
| ۶۳..... | ۴-۳-۱-۴- صحت سنجی داده ها توسط شبکه.....   |
| ۶۳..... | ۴-۴- رگرسیون خطی چند متغیره (MLR).....   |
| ۶۴..... | ۴-۴-۱- مراحل اجرای مدل رگرسیون.....  |
| ۶۶..... | <b>فصل پنجم: بحث و نتایج.....</b>  |
| ۶۷..... | ۵-۱- مقدمه.....  |
| ۶۸..... | ۵-۲- بررسی نتایج حاصل از اجرای شبکه پرسپترون چند لایه.....                               |
| ۶۸..... | ۵-۲-۱- بررسی نتایج حاصل از اجرای شبکه پرسپترون چند لایه با تمامی داده ها بطور مخلوط..... |

- ۷۱-۲-۲-۵- بررسی نتایج حاصل از درون یابی با شبکه پرسپترون چند لایه.....
- ۷۲-۲-۲-۵-۱- نتایج حاصل از درون یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۵۰ سانتی متر با استفاده از مدل MLP-ANN.....
- ۷۳-۲-۲-۵-۲- نتایج حاصل از درون یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۷۵ سانتی متر با استفاده از مدل MLP-ANN.....
- ۷۴-۲-۲-۵-۳- نتایج حاصل از درون یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۱۰۰ سانتی متر با استفاده از مدل MLP-ANN.....
- ۷۵-۲-۲-۵-۴- نتایج حاصل از برون یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۲۵ سانتی متر با استفاده از مدل MLP-ANN.....
- ۷۶-۲-۲-۵-۵- نتایج حاصل از برون یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۱۲۵ سانتی متر با استفاده از مدل MLP-ANN.....
- ۷۷-۳-۵- تعیین اهمیت پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی.....
- ۷۸-۳-۵-۱- موثرترین پارامتر بر ضریب انتشارپذیری خاک در بین پارامترهای ورودی مدل.....
- ۷۹-۳-۵-۱-۱- بررسی نحوه تاثیر قطر متوسط ذرات بر ضریب انتشارپذیری خاک.....
- ۸۰-۳-۵-۲- کم تاثیرترین پارامتر بر ضریب انتشارپذیری در بین پارامترهای ورودی مدل.....
- ۸۱-۳-۵-۴- بررسی نحوه تاثیر تغییرات ضریب انتشارپذیری با سایر پارامتر های ورودی مدل.....
- ۸۲-۴-۵-۱- فاصله انتقال.....
- ۸۳-۴-۵-۲- هدایت هیدرولیکی.....
- ۸۴-۵-۵- مدل رگرسیون خطی چند متغیره.....
- ۸۵-۵-۵-۱- مقدمه.....
- ۸۶-۵-۵-۲- اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره.....
- ۸۷- فصل ششم: نتیجه گیری و پیشنهادها.....

|         |                    |
|---------|--------------------|
| ۹۵..... | ۱-۶- نتیجه‌گیری    |
| ۹۸..... | ۲-۶- پیشنهادها     |
| ۹۹..... | منابع مورد استفاده |

## فهرست شکل‌ها

|         |   |
|---------|---|
| ۳۸..... | شکل ۱-۳- نمایش یک نرون زیستی  |
| ۳۹..... | شکل ۲-۳- شبکه عصبی زیستی و شبکه عصبی مصنوعی   |
| ۴۰..... | شکل ۳-۳- مدل ریاضی یک نرون مصنوعی   |
| ۴۳..... | شکل ۴-۳- رفتار توابع محرک مختلف   |
| ۵۰..... | شکل ۵-۳- شبکه پرسپترون چند لایه   |
| ۵۹..... | شکل ۱-۴- شمای مدل فیزیکی ساخته شده در آزمایشگاه   |
| ۶۹..... | شکل ۱-۵- ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری خاک   |
| ۷۰..... | شکل ۲-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش  |
| ۷۱..... | شکل ۳-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله صحت‌یابی   |
| ۷۴..... | شکل ۴-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش و به منظور درون‌یابی فاصله ۵۰ سانتی‌متر    |
| ۷۴..... | شکل ۵-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله صحت‌یابی و به منظور درون‌یابی فاصله ۵۰ سانتی‌متر |

- شکل ۵-۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش و به منظور درون یابی فاصله ۷۵ سانتی متر.....۷۶
- شکل ۵-۷- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله صحت یابی و به منظور درون یابی فاصله ۷۵ سانتی متر..... ۷۶
- شکل ۵-۸- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش و به منظور درون یابی فاصله ۱۰۰ سانتی متر.....۷۸
- شکل ۵-۹- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله صحت یابی و به منظور درون یابی فاصله ۱۰۰ سانتی متر.....۷۹
- شکل ۵-۱۰- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش و به منظور برون یابی فاصله ۲۵ سانتی متر.....۸۱
- شکل ۵-۱۱- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله صحت یابی و به منظور برون یابی فاصله ۲۵ سانتی متر.....۸۱
- شکل ۵-۱۲- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله آموزش و به منظور برون یابی فاصله ۱۲۵ سانتی متر.....۸۳
- شکل ۵-۱۳- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل MLP در مرحله صحت یابی و به منظور برون یابی فاصله ۱۲۵ سانتی متر..... ۸۳
- شکل ۵-۱۴- مقایسه میزان تاثیر پارامترهای فیزیکی مورد استفاده به عنوان ورودی مدل MLP در برآورد ضریب انتشارپذیری خاک.....۸۴
- شکل ۵-۱۵- رابطه بین نحوه تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در قطر متوسط ذرات خاک.....۸۶
- شکل ۵-۱۶- رابطه بین ضریب انتشارپذیری و فاصله انتقال .....۸۸

شکل ۵- ۱۷- رابطه بین نحوه تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در هدایت هیدرولیکی.....۹۰

### فهرست جدول‌ها

- جدول ۱-۲- ضرایب پخشیدگی یون ها در آب.....۱۳
- جدول ۱-۴- پارامترهای آماری مربوط به داده های آزمایشگاهی اندازه گیری شده .....۶۱
- جدول ۱-۵- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP با تابع های مختلف به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری.....۷۰
- جدول ۲-۵- نتایج درون یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله ۵۰ سانتی متر با مدل شبکه عصبی مصنوعی.....۷۳
- جدول ۳-۵- نتایج درون یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله ۷۵ سانتی متر با مدل شبکه عصبی مصنوعی.....۷۵
- جدول ۴-۵- نتایج درون یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله ۱۰۰ سانتی متر با مدل شبکه عصبی مصنوعی.....۷۷
- جدول ۵-۵- نتایج برون یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله ۲۵ سانتی متر با مدل شبکه عصبی مصنوعی.....۸۰
- جدول ۶-۵- نتایج برون یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله ۱۲۵ سانتی متر با مدل شبکه عصبی مصنوعی.....۸۲
- جدول ۷-۵- نتایج تخمین ضریب انتشارپذیری خاک بدون در نظر گرفتن پارامتر سرعت متوسط آلاینده به عنوان ورودی مدل.....۸۷
- جدول ۸-۵- روابط رگرسیون خطی چند متغیره برای برآورد ضریب انتشارپذیری خاک.....۹۱

جدول ۵-۹- شاخص های آماری روش های MLP-ANN و رگرسیون MLR در پیش بینی ضریب

انتشارپذیری خاک.....۹۲

جدول ۶-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره خطی به

منظور تخمین ضریب انتشارپذیری خاک.....۹۷



# فصل اول

## کلیات

افزایش بی‌رویه جمعیت، فعالیت کشاورزی، صنعتی و شهری، آلاینده‌های مختلف را وارد خاک نموده و در نتیجه‌ی انتقال این آلاینده‌ها در محیط خاک، آب‌های زیرزمینی را آلوده نموده است. طبیعت در یک چرخه‌ی کیفی، پالایش طبیعی آب‌ها را انجام می‌دهد ولی این عمل هر قدر هم عظیم باشد جوابگوی رفع آلودگی‌های زیستی بشر نیست. جهت جلوگیری از ادامه افت کمی و کیفی منابع آبی موجود، مدیریت بهره‌برداری و حفاظت از آب‌های زیرزمینی می‌بایست به عنوان یک اصل و پایه در برنامه‌ریزی‌ها قرار گیرد، بدین منظور ابزاری مورد نیاز است تا بتواند عکس‌العمل تنش‌های مختلف کمی و کیفی وارده به سفره آب زیرزمینی را در شرایط فعلی و آینده پیش‌بینی نماید.

حرکت آلاینده‌ها به سمت آب‌های زیرزمینی بستگی به خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک و آلاینده، میزان بارندگی یا آبیاری و عمق آب زیرزمینی دارد (بای بوردی، ۱۳۷۹). اگر چه همه‌ی عوامل فوق‌الذکر بر سرعت حرکت آلاینده‌ها در داخل خاک موثر هستند اما تعیین پارامترها و مشخصات فیزیکی خاک کار دشواری بوده و یکی از معضلات در زمینه‌ی حفاظت منابع آب‌های زیرزمینی به شمار می‌رود. یکی از مهمترین پدیده‌های فیزیکی که منجر به انتقال آلاینده‌ها در خاک می‌شود و قابل اندازه‌گیری نیز می‌باشد، پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی است که به مجموع این دو پارامتر ضریب انتشارپذیری طولی<sup>۱</sup> گفته می‌شود و یکی از عوامل مهم در معادله‌ی جابجایی-انتشار<sup>۲</sup> (ADE) است (بای بوردی، ۱۳۷۲). در روش‌های معمول، اندازه‌گیری ضریب انتشارپذیری خاک نیاز به وقت و هزینه‌ی زیادی دارد. از طرفی وجود عبارات غیرخطی در روابط ضریب انتشارپذیری خاک مدل‌سازی آنها را با مشکل همراه کرده است، بنابراین امروزه، شبکه‌های غیرخطی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) به عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی یک چنین پدیده‌های پیچیده بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. تاکنون مطالعات زیادی در زمینه‌ی برآورد ضریب انتشار-

<sup>۱</sup> Longitudinal dispersion coefficient  
<sup>۲</sup> Advection-Dispersion Equation

پذیری با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفته است، اما همگی به تخمین این ضریب در محیط رودخانه‌ها و جویبارها پرداخته و تاکنون تحقیقات در زمینه‌ی برآورد ضریب انتشارپذیری در محیط خاک بیشتر در مقیاس آزمایشگاهی بوده است.

بنابراین در این پژوهش کوشش بر این است که ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک و با استفاده از مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی تخمین و توانایی این مدل در برآورد ضریب مذکور مورد ارزیابی قرار گیرد. از طرفی در طول سه دهه‌ی اخیر مطالعات فراوانی نشان داده است که انتشارپذیری به فاصله انتقال وابسته است (ویرنگا، ۲۰۰۴؛ چاوشی‌نژاد، ۱۳۸۹). به همین منظور در این تحقیق، این امکان فراهم شد تا با مقادیر ضریب انتشارپذیری اندازه‌گیری شده در فواصل مختلف، توانایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برون‌یابی و درون‌یابی ضرایب انتشارپذیری برای هر فاصله، مورد ارزیابی قرار گیرد. همچنین نتایج مدل شبکه‌ی عصبی با روش رگرسیون چند متغیره خطی (MLR) که برخلاف مدل شبکه عصبی تنها قادر به تعیین روابط خطی میان پارامترهای مستقل و وابسته می‌باشد، مقایسه گردید.

## ۱-۲- ضرورت تحقیق

همه‌ی زباله‌ها و آلودگی‌هایی که در نتیجه فعالیت انسان به محیط زیست منتهی می‌شوند، آلاینده نامیده می‌شوند (اوستان، ۱۳۸۹). نشت این آلاینده‌ها از خاک به سمت آب‌های زیرزمینی باعث آلودگی آنها می‌شود. تاکنون مدل‌های فراوانی برای بیان حرکت املاح و آلاینده‌ها در داخل خاک توسعه یافته است که عموماً همه‌ی این مدل‌ها بر اساس معادله‌ی یک بعدی جابجایی-انتشار پایه ریزی شده‌اند (پرفکت و همکاران، ۲۰۰۲؛ آیوتامونو، ۱۹۹۸). از آنجایی که ضریب انتشارپذیری پارامتری کلیدی در معادله جابجایی-انتشار است و از طرفی برآورد این پارامتر از روش‌های معمول، زمان‌بر، سخت و پرهزینه می‌باشد و وجود عبارات غیرخطی در روابط ضریب انتشارپذیری خاک مدل-سازی آنها را با مشکل همراه کرده است، بنابراین امروزه شبکه‌های غیرخطی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی یک چنین پدیده‌های پیچیده بسیار

مورد استفاده قرار می‌گیرد. مدل شبکه‌ی عصبی با تعداد محدود ورودی که سهل‌الوصول نیز می‌باشند می‌تواند ضریب انتشارپذیری را با ضریب همبستگی بالا تخمین بزند و سپس با توجه به وابسته بودن ضریب انتشارپذیری به فاصله‌ی انتقال، با بدست آوردن ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل متفاوت، شبکه‌ی عصبی قادر خواهد بود ضریب انتشارپذیری را در فواصل میانی یا بیرونی فاصله‌های اندازه-گیری شده تخمین نماید.

### ۱-۳- اهداف

در تحقیق حاضر، هدف، بررسی و برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک ماسه‌ای همگن توسط مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که شامل موارد زیر است:

۱. برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی (MLP)
۲. درون‌یابی و برون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل انتقال مختلف با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی (MLP)
۳. بررسی توانایی روش رگرسیون چند متغیره خطی (MLR) در برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک
۴. مقایسه‌ی نتایج حاصل از مدل شبکه‌ی عصبی با رگرسیون خطی در تخمین ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک
۵. تعیین اثرگذارترین پارامترهای ورودی به مدل شبکه‌ی عصبی بر ضریب انتشارپذیری خاک با استفاده از نرم‌افزار Qnet 2000.

### ۱-۴- روش تحقیق

روش انجام این تحقیق مبتنی بر تعیین قابلیت و توانایی مدل MLP شبکه عصبی مصنوعی در برآورد ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک و همچنین ارزیابی توانایی شبکه در برون‌یابی و درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل انتقال مختلف می‌باشد. بدین منظور از داده‌های آزمایشگاهی که توسط چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹) از یک مدل فیزیکی به شکل تانک مستطیلی به طول ۱۵۵۰ میلی‌متر،

عرض ۱۰۰ میلی‌متر و ارتفاع ۶۰۰ میلی‌متر جمع آوری شده بود، استفاده گردید. داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به خاک ماسه‌ای در پنج اندازه‌ی بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیار ریز بود. آنها همچنین در آزمایشات خود از کلرید سدیم با غلظت ۹ گرم بر لیتر و با پنج سرعت متفاوت به عنوان آلاینده پایدار استفاده نمودند. نمونه‌برداری در پنج فاصله‌ی ۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰ و ۱۲۵ سانتیمتر انجام شده که بیان‌کننده‌ی طول نمونه خاک بوده است. از میان مقادیر اندازه‌گیری شده، از فاصله انتقال (L) - قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ ) - وزن مخصوص ظاهری ( $\rho_b$ ) - تخلخل (n) - هدایت هیدرولیکی (K) - سرعت متوسط آلودگی ( $V_c$ ) به عنوان پارامترهای ورودی و از ضریب انتشارپذیری خاک ( $\alpha$ ) به عنوان پارامتر خروجی مدل‌ها، پس از تقسیم داده‌ها به دو دسته‌ی ۸۰ و ۲۰ درصد به ترتیب برای مرحله‌ی آموزش و مرحله‌ی صحت‌سنجی، استفاده گردید. در انتها نتایج حاصل از این دو مدل مقایسه شد و بر اساس معیارهای آماری بهترین مدل جهت تخمین ضریب انتشارپذیری آلاینده در خاک انتخاب گردید.

# فصل دوم

مروری بر مطالعات گذشته

## ۲-۱- مقدمه

در این فصل در ابتدا به اصول تئوری و سپس به سوابق تحقیقاتی اشاره شده است.

### ۲-۱-۱- اصول تئوری

در این قسمت چگونگی جابجایی املاح و آلاینده‌ها در خاک بطور اجمال مورد بررسی قرار می‌گیرد.

#### ۲-۱-۱-۲- انتقال توده‌ای<sup>۱</sup> یا روان املاح

مطرح‌ترین شیوهی جابجایی املاح در خاک، پدیده‌ی انتقال توده‌ای است که در فاز مایع اتفاق می‌افتد و انتقال املاح همراه آب را نشان می‌دهد. به جز در موارد خاص، انتقال املاح در این فرآیند مستقل از ویژگی‌های آلاینده و به طور عمده به ویژگی‌های هندسی خلل و فرج خاک و ویژگی‌های فیزیکی آب بستگی دارد. این فرآیند از قانون داریسی پیروی می‌کند و شدت جریان املاح ( $J$ ) متناسب با غلظت املاح محلول در آب خاک است و از رابطه‌ی (۲-۱) تعیین می‌شود (عباسی، ۱۳۸۶).

$$J = q.c = c(K \frac{dh}{dx}) \quad (۲-۱)$$

که در آن :

$q$ : شدت جریان آب در خاک (L/T)

$k$ : هدایت هیدرولیکی (L/T)

$h$ : بار آبی موجد جریان (L)

$x$ : فاصله‌ی انتقال (L)

$c$ : غلظت املاح در محلول آب خاک ( $M/L^3$ )

$J$ : جرم املاح عبوری در واحد سطح و زمان ( $M/L^2/T$ )

اگر سرعت ظاهری انتقال املاح در واحد زمان  $\bar{v}$  باشد، می‌توان آن را از رابطه‌ی (۲-۲) بدست آورد (بای‌بوردی، ۱۳۷۲):

---

<sup>۱</sup> Mass Flow

$$\bar{v} = \frac{q}{\theta} \quad (2-2)$$

در معادله‌ی مذکور،  $\theta$  رطوبت حجمی خاک است و فاصله‌ی طی شده نیز یک خط مستقیم فرض می‌شود. بدیهی است که سرعت واقعی حرکت آب یا املاح در خاک چندین ده برابر بیشتر از سرعت متوسط بوده و در حقیقت سرعت متوسط، یک تخمین بیش نیست.

اگر برای کارهای عملی سرعت متوسط مفید باشد، در این صورت از تلفیق روابط (۱-۲) و (۲-۲) خواهیم داشت :

$$J = \bar{v}\theta c \quad (3-2)$$

از طرفی در مواردی لازم است معلوم شود که املاح یا ترکیبات آلوده‌کننده در ضخامت معینی از خاک L تا چه مدت باقی می‌مانند، یعنی :

$$t = \frac{L}{\bar{v}} \quad (4-2)$$

اگر جریان املاح فقط در اثر نیروی ثقل بوده و شیب فشار آب موجود نباشد، شدت جریان عمودی برابر با ضریب آبگذری یا هدایت هیدرولیکی خاک خواهد بود که در جریان اشباع، کمیت آن ثابت و در جریان غیراشباع، تابعی از رطوبت خاک می‌باشد.

$$q = k(\theta) \quad (5-2)$$

با استفاده از روابط (۲-۲) و (۴-۲) :

$$t = \frac{L\theta}{K(\theta)} \quad (6-2)$$

این روابط و معادلات اجازه می‌دهد که بتوان فاصله طی شده یک محلول یا آلاینده را مثلاً از زیر یک زباله‌دانی یا فاضلاب منازل، تا سطح ایستابی محاسبه کرد، یعنی :

$$L = \frac{tk(\theta)}{\theta} \quad (7-2)$$



که در این رابطه،  $L$  فاصله‌ی عمودی است که ماده‌ی آلوده کننده در زمان  $t$  طی می‌کند. چون  $\theta$  و به تبع آن  $k$  در نیمرخ خاک معمولاً تغییر می‌کند، پس برای تخمین واقع‌بینانه‌تر از فاصله‌ی طی شده لازم است، محاسبات را در افق‌های مختلف خاک انجام داده و با هم جمع کرد (بای‌بوردی، ۱۳۷۲).

در ضمن باید دانست که انتقال املاح منحصراً توسط جریان آب و سوار بر آن صورت نمی‌گیرد. علاوه بر اینکه انواع ترکیبات و املاح مانند مسافران یک قطار و همراه با آن حرکت می‌کنند، همچنین در درون قطار نیز غوغایی است و بسته به غلظت املاح، این املاح در درون محلول خاک به جنبش در آمده و به علت پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی جابه‌جا می‌شوند. مضافاً اینکه تاکنون املاح، ترکیبات شیمیایی خنثی و ترکیب‌ناپذیر<sup>۱</sup> تلقی شد، در صورتی که این پندار نیز درست نیست و انواع واکنش‌های فیزیولوژیکی و بیولوژیکی خاک سرنوشت آن را رقم می‌زند و در حقیقت انواع ترکیبات املاح و مواد مانند مسافران بی‌قرار، بر سر جای خود در اتاق‌های قطار ننشسته، بلکه مرتباً جابه‌جا شده، حتی در ضمن حرکت از قطار بیرون پریده و مسافران جدیدی در ضمن حرکت به قطار می‌پیوندند. حال برخی از این فرآیندها مورد بررسی قرار می‌گیرد (بای‌بوردی، ۱۳۷۹).

## ۲-۱-۱-۲- پخشیدگی مولکولی<sup>۲</sup>

فرآیند پخشیدگی در مایعات و گازها در اثر حرکت بختانه مولکولها ( حرکت برون<sup>۳</sup> ) و سپس برخورد آنها با یکدیگر و تغییر مسیر پیش می‌آید. نتیجه‌ی چنین فرآیندی این است که توزیع فضایی و سه-بعدی این مواد پخشایش‌پذیر در یک محیط مرکب از این مواد، ترکیبات مولکولها و یونها، حتی-المقدور یکسان گردد.

اگر مواد انحلال‌پذیر در درون محلول به طور یکنواخت توزیع نشده باشند، یک شیب غلظت از این مواد محلول برقرار می‌شود و مواد محلول از نقطه یا نقاطی که غلظت آن بیشتر است به مکانی که این

<sup>۱</sup> Inert

<sup>۲</sup> Molecular diffusion

<sup>۳</sup> Brownian motion

غلظت کمتر است، انتقال می‌یابند. در یک محیط مرکب از آب که در حال سکون است، شدت پخشیدگی  $J$  طبق قانون اول Fick با شیب غلظت  $c$ ، رابطه‌ی زیر را دارد.

$$J_d = -D_0 \frac{dc}{dx} \quad (۸-۲)$$

که در آن  $D_0$  ضریب پخشیدگی برای ماده‌ی محلول مورد نظر در آب و  $\frac{dc}{dx}$  شیب غلظت است. ضریب پخشیدگی برای هر نمک محلول در محیط خاک، یعنی محلول خاک، کمتر از آب آزاد و ساکن است، زیرا اولاً رطوبت خاک حتی هنگامی که خاک در حالت اشباع است، فقط بخشی از محیط متخلخل و کل خاک را شامل می‌شود. ثانیاً خلل و فرج خاک مستقیم نبوده و اعوجاجی دارند که باز مسیر حرکت و انتقال را طولانی‌تر می‌کنند. ثالثاً در یک خاک غیراشباع، با کاهش رطوبت خاک، هم آب موجود برای جولان مواد کمتر شده و هم مسیر طولانی‌تر می‌گردد (بای بوردی، ۱۳۷۹). اگر رطوبت خاک  $\theta$  و ضریب اعوجاج  $\xi$ ، تنها عوامل مؤثر در ضریب پخشیدگی املاح در خاک  $D_s$  باشند. عبارت است از:

$$D_s = D_0 \theta \xi \quad (۹-۲)$$

که در آن  $\xi$  ضریب اعوجاج یا نسبت طول مسیر مستقیم ظاهری به طول یا مسیر روده‌وار طی شده است که کمتر از واحد می‌باشد. نکته اینک آزمایش‌ها نشان داده‌اند که این ضریب تابعی از رطوبت خاک و شکل هندسی خلل و فرج بوده و با کاهش  $\theta$  کاهش می‌یابد. بنابراین  $D_s$  نیز خود تابعی از رطوبت خاک است و بایستی آن را به صورت  $D_s(\theta)$  نوشت (بای بوردی، ۱۳۷۹). میلینگتون و کورک<sup>۱</sup> رابطه‌ی (۱۰-۲) را برای تخمین  $\xi$  پیشنهاد کرده‌اند (عباسی، ۱۳۸۶).

$$\xi = \frac{\theta^{7/3}}{\phi^2} \quad (۱۰-۲)$$

که در آن  $\theta$  درصد حجمی رطوبت و  $\phi$  تخلخل کل خاک است.

با ترکیب روابط (۹-۲) و (۱۰-۲) می‌توان نوشت:

<sup>۱</sup> Milington & Quirk (1961)

$$D^* = \omega D \quad (11-2)$$

که در آن :

$$\omega = \frac{\theta^{10/3}}{\varphi^2} \quad (12-2)$$

اینک می‌توان معادله (۸-۲) را که برای پخشیدگی املاح در یک آب ساکن بود، به صورت رابطه‌ی (۲-۱۳) برای پخشیدگی املاح در یک خاک غیر اشباع بنویسیم.

$$J_d = -D_s(\theta) \frac{dc}{dx} \quad (13-2)$$

این معادله به تنهایی مبین یک فرآیند پخشیدگی یکنواخت است که در آن  $J_d$  تابعی از زمان و مکان نمی‌باشد. ولی اگر از این معادله در جریان‌های غیریکنواخت<sup>۱</sup> که به واقعیت نزدیکتر است و در آن غلظت املاح با زمان تغییر می‌کند استفاده شود، می‌بایست از قانون بقای جرم یا پیوستگی جریان استفاده کرد. اگر فرض شود که در مسیر حرکت املاح هیچگونه تغییری از نظر اضافه شدن یا کاهش املاح صورت نگیرد و با فرض یک مکعب مستطیل از حجم خاک، که مساحت سطوح ورودی و خروجی آن برابر  $A$  و فاصله‌ی بین این دو  $\Delta X$  باشد در این صورت مقدار املاحی که از طرف ورودی به داخل حجم خاک پخشیدگی می‌یابند برابر  $A \cdot J_d$  و مقدار پخشیدگی خروجی، برابر  $A [J_d + \frac{\partial J_d}{\partial x} \Delta X]$  خواهد بود (بای‌وردی، ۱۳۷۹).

شدت یا نرخ انباشته شدن املاح در این حجم از خاک برابر است با :

$$-A \left( \frac{\partial c}{\partial t} \right) \cdot \Delta X \quad (14-2)$$

که در آن  $\left( \frac{\partial c}{\partial t} \right)$  تغییرات غلظت را نسبت به زمان نشان می‌دهد. علامت منفی مبین این نکته است که هر افزایشی در میزان پخشیدگی املاح در رویه‌ی خروجی با برداشت از املاح موجود در فاصله‌ی  $\Delta X$  و بالعکس، همراه است.

---

<sup>۱</sup> Transient = Non-steady

بنابراین :

$$-A\left(\frac{\partial c}{\partial t}\right).\Delta X = A\left[j_d + \frac{\partial j_d}{\partial x} \Delta X\right] - A.j_d \quad (15-2)$$

که به رابطه‌ی زیر ساده می‌شود :

$$-\frac{\partial c}{\partial t} = \frac{\partial j_d}{\partial x} \quad (16-2)$$

اگر معادله‌ی (۱۳-۲) با معادله‌ی (۱۶-۲) ترکیب شود :

$$\frac{\partial c}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x} \left[ D_s(\theta) \frac{dc}{dx} \right] \quad (17-2)$$

اگر  $D_s$  ثابت فرض شود (که با توجه به معادله‌ی (۹-۲)، فرض چندان پذیرفتنی نیست) در این صورت

معادله‌ی (۱۷-۲) به صورت زیر در می‌آید:

$$\frac{\partial c}{\partial t} = -D_s \frac{\partial^2 c}{\partial x^2} \quad (18-2)$$

معادله‌ی (۱۸-۲) به قانون دوم Fick موسوم است (بای‌پوردی، ۱۳۷۹).

## ۲-۱-۱-۱-۲ ضرایب پخشیدگی یونها

ضریب پخشیدگی مولکولی، به انرژی جنبشی مولکولی مرتبط است و مقدار این ضریب در فازهای جامد، مایع و گاز چندین مرتبه متفاوت است. ضریب پخشیدگی به عوامل مختلفی همچون درجه‌ی حرارت، لزجت، ظرفیت یون و یا کاتیون مورد بررسی، شعاع آبگیری یا هیدراته شدن و غلظت املاح بستگی دارد.

در جدول (۱-۲) ضرایب پخشیدگی برای اغلب کاتیون‌ها و آنیون‌های موجود در آب در  $25^\circ\text{C}$  ذکر شده‌اند و برای محاسبه‌ی این ضرایب در درجات حرارتی دیگر، کافی است که نسبت  $\left(\frac{M_{25}}{M_T}\right)$  را که مبین نسبت گرانیوی آب در درجه حرارت‌های  $25^\circ\text{C}$  و  $T$  است در ضرایب  $D$  جدول ضرب شود.

در جدول (۱-۲) ضرایب  $D$  برای کاتیون‌ها و آنیون‌ها گردآوری شده است و برای تعیین ضریب  $D$  برای یک نمک ویژه، از رابطه‌ی (۱۹-۲) استفاده می‌شود (بای‌پوردی، ۱۳۷۹):

$$D_{+-} = \frac{[D_+ D_- (Z_+ C_+ + Z_- C_-)]}{(D_+ Z_+ C_+ + D_- Z_- C_-)} \quad (19-2)$$

در رابطه‌ی (۱۹-۲) :

$D_{+-}$  : ضریب پخشیدگی نمک مورد نظر

$C_+$  و  $C_-$  : غلظت کاتیون‌ها و آنیون‌ها

$Z$  : ظرفیت کاتیون‌ها و آنیون‌ها به صورت قدرمطلق  $Z$

جدول (۱-۲) - ضرایب پخشیدگی یون‌ها در آب (لاید، ۱۹۹۴)

| $D_0$<br>( $10^{-9} m^2 s^{-1}$ ) | آنیون‌ها                                    | $D_0$<br>( $10^{-9} m^2 s^{-1}$ ) | کاتیون‌ها                                    |
|-----------------------------------|---|-----------------------------------|--|
| ۵/۲۷۳                             | OH <sup>-</sup>                             | ۹/۳۱۱                             | H <sup>+</sup>                               |
| ۱/۴۷۵                             | F <sup>-</sup>                              | ۶/۶۵۵                             | D <sup>+</sup>                               |
| ۲/۰۳۲                             | Cl <sup>-</sup>                             | ۱/۰۲۹                             | Li <sup>+</sup>                              |
| ۲/۰۸۰                             | Br <sup>-</sup>                             | ۱/۳۳۴                             | Na <sup>+</sup>                              |
| ۲/۰۴۵                             | I <sup>-</sup>                              | ۱/۹۵۷                             | K <sup>+</sup>                               |
| ۱/۹۰۲                             | NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>                | ۲/۰۷۲                             | Rb <sup>+</sup>                              |
| ۱/۷۲۰                             | ClO <sub>3</sub> <sup>-</sup>               | ۲/۰۵۶                             | Cs <sup>+</sup>                              |
| ۱/۷۹۲                             | ClO <sub>4</sub> <sup>-</sup>               | ۱/۶۴۸                             | Ag <sup>+</sup>                              |
| ۱/۱۴۵                             | BrO <sub>3</sub> <sup>-</sup>               | ۱/۹۵۷                             | NH <sup>+</sup>                              |
| ۱/۰۷۸                             | IO <sub>3</sub> <sup>-</sup>                | ۱/۵۶۳                             | CH <sub>3</sub> NH <sub>3</sub> <sup>+</sup> |
| ۱/۱۸۵                             | HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup>               | ۰/۷۰۶                             | Mg <sup>2+</sup>                             |
| ۱/۳۳۱                             | HSO <sub>4</sub> <sup>-</sup>               | ۰/۷۹۲                             | Ca <sup>2+</sup>                             |
| ۰/۸۷۹                             | H <sub>2</sub> PO <sub>4</sub> <sup>-</sup> | ۰/۷۹۱                             | Sr <sup>2+</sup>                             |
| ۱/۴۵۴                             | Formate <sup>-</sup>                        | ۰/۸۴۷                             | Ba <sup>2+</sup>                             |
| ۱/۰۸۹                             | Acetate <sup>-</sup>                        | ۰/۷۱۲                             | Mn <sup>2+</sup>                             |
| ۱/۰۳۳                             | Lactate <sup>-</sup>                        | ۰/۷۱۹                             | Fe <sup>2+</sup>                             |
| ۱/۰۶۴                             | SO <sub>3</sub> <sup>2-</sup>               | ۰/۷۳۲                             | Co <sup>2+</sup>                             |
| ۱/۰۶۵                             | SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>               | ۰/۷۱۴                             | Cu <sup>2+</sup>                             |
| ۰/۹۲۳                             | CO <sub>3</sub> <sup>2-</sup>               | ۰/۷۰۳                             | Zn <sup>2+</sup>                             |
| ۰/۴۳۹                             | HPO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>              | ۰/۹۴۵                             | Pb <sup>2+</sup>                             |
| ۰/۶۳۹                             | P <sub>2</sub> O <sub>7</sub> <sup>4-</sup> | ۰/۵۴۱                             | Al <sup>3+</sup>                             |
| ۰/۶۱۲                             | PO <sub>4</sub> <sup>3-</sup>               | ۰/۶۰۴                             | Fe <sup>3+</sup>                             |
| ۰/۷۴۲                             | P <sub>3</sub> O <sub>9</sub> <sup>3-</sup> | ۰/۶۱۹                             | La <sup>3+</sup>                             |

با توجه به اینکه نمک مورد استفاده در این پژوهش NaCl بوده و غلظت Na<sup>+</sup> و Cl<sup>-</sup> برابر می‌باشد، لذا

ضریب پخشیدگی  $D$  این نمک در آب 25°C برابر است با (بای بوردی، ۱۳۷۹):

$$D_{+-} = \frac{(1.33 \cdot 10^{-5}) \cdot (2.03 \cdot 10^{-5}) \cdot [1+1]}{(1.33 \cdot 10^{-5}) + (2.03 \cdot 10^{-5})} \quad (۲۰-۲)$$

$$D_{+-} = D_{NaCl} = 1.607 \cdot 10^{-5} \text{ (cm}^2/\text{s)} \quad (۲۱-۲)$$

## ۲-۱-۱-۳- انتشار مکانیکی

در بحث پخشیدگی چنین فرض شد که هر جا در محلول خاک، شیب غلظتی برقرار شود مواد انحلال یافته به صورت توزیع غیریکنواخت به تبعیت از معادله‌ی (۲-۱۸) و بدون توجه به ساکن بودن یا حرکت خود محلول، پخشیدگی می‌یابند. ولی باید توجه داشت که یک محلول غیرهمگن در یک محیط متخلخل مانند خاک که در حال حرکت است موجد فرآیند دیگری می‌شود که از نظر مکانیسم عمل با پخشیدگی متفاوت است ولی نتیجه‌ای مشابه آن که به همگن شدن غلظت محلول می‌انجامد، به بار می‌آورد. به این فرآیند که در مواردی بر پخشیدگی مولکولی نیز غلبه می‌کند، انتشار مکانیکی می‌گویند و از سرعت جریان غیر یکنواخت محلول خاک در خلل و فرج خاک ناشی می‌شود. در یک لوله‌ی مستقیم یا خلل و فرج خاک، که شکل هندسی مشابهی دارد، آب یا محلول آبی در لوله‌های گشادتر، سریعتر از لوله‌های تنگ‌تر حرکت کرده و همچنین سرعت در مرکز لوله بیشتر از سرعت در دیواره‌ی لوله است. بنابراین، بخشی از حجم آب درون لوله با سرعت بیشتری نسبت به حجم دیگر در حرکت است. طبق قانون هیگن - پوازی<sup>۱</sup> سرعت حرکت مایع  $V$  در یک استوانه با افزایش فاصله‌ی  $r$  از مرکز استوانه به شرح زیر کاهش می‌یابد (بای بوردی، ۱۳۷۹):

$$V = 2\bar{V}\left[1 - \left(\frac{r^2}{R^2}\right)\right] \quad (2-22)$$

که در آن  $\bar{V}$ ، میانگین سرعت حرکت مایع در لوله و  $R$  شعاع لوله است. بنابراین سرعت انتقال ماده‌ی محلول در مایع نیز بستگی به موقعیت آن در درون این لوله دارد. در دیواره‌ی لوله که  $r = R$  است سرعت برابر صفر و در  $r = 0$  که مرکز استوانه است، سرعت حرکت مایع و به تبع آن مولکول‌های محلول، حداکثر بوده و دو برابر سرعت میانگین است.

پیشگام بودن مؤلفه‌هایی از سرعت جریان مایعات در خاک سبب می‌شود که بخش پیشتاز با مایع موجود ترکیب شده و غلظت متفاوتی به خود بگیرد. البته میزان و شدت اختلاط بستگی به عواملی از قبیل میانگین سرعت، توزیع خلل و فرج، میزان رطوبت خاک، شیب غلظت املاح و غیره داشته و در

<sup>۱</sup> Hagen & Poiseuille

صورتی که سرعت جریان قابل توجه باشد، تأثیر نسبی انتشار مکانیکی بیش از پخشیدگی گردیده و می‌توان از پخشیدگی صرف نظر نمود. از طرف دیگر در مواردی که محلول خاک در حال سکون باشد، انتشار مکانیکی نقشی ایفا نمی‌کند.

اشتقاق معادلات مربوط به انتشار مکانیکی مشابه معادلات پخشیدگی است. با این تفاوت که به جای ضریب پخشیدگی املاح از ضریب دیگری ( $D_m$ ) استفاده می‌شود، که با میانگین سرعت جریان  $\bar{V}$ ، رابطه‌ی خطی زیر را دارد (بای بوردی، ۱۳۷۹):

$$D_m = \alpha \cdot \bar{V} \quad (2-23)$$

$D_m$ : ضریب انتشار مکانیکی ( $L^2/T$ )

$\alpha$ : ضریب انتشارپذیری<sup>۱</sup> محیط متخلخل ( $L$ )

به علت تشابه تأثیر بین پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی بهتر است این دو فرآیند را جمع‌پذیر تلقی کرده و ضریب  $D_s$  و  $D_m$  در یک ضریب پخشیدگی و انتشار  $D$  که تابعی از رطوبت خاک  $\theta$  و میانگین سرعت  $\bar{V}$  است ادغام شود.

مجموع دو فرآیند پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی را انتشار هیدرودینامیکی<sup>۲</sup> می‌گویند (بای بوردی، ۱۳۷۹).

$$D(\theta, V) = D_s(\theta) + D_m(V) \quad (2-24)$$

$$D = \alpha V + D^* \quad (2-25)$$

اینک با در دست داشتن روابط فوق‌الذکر می‌توان معادلات حاکم بر جریان یکنواخت و غیریکنواخت املاح در محلول‌های غیرهمگن را استخراج کرد، که در آن هر سه جریان انتقال توده‌ای، پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی به تنهایی یا به اتفاق در انتقال و دگرگونی املاح و مواد آلوده‌کننده مؤثرند.

<sup>۱</sup> Dispersivity

<sup>۲</sup> Hydrodynamic Dispersion

ولی پیش از آن از پدیده‌ی مهم دیگری که به جابجایی اختلاط‌پذیر موسوم بوده و از نظر تجربی با منحنی عطف یا رخنه<sup>۱</sup> قابل مشاهده است اشاره می‌شود.

## ۲-۲- جابجایی اختلاط‌پذیر<sup>۲</sup>

هنگامی که مایعی با غلظت یا ترکیب متفاوت از محلول خاک موجود، در ستونی از خاک تزریق شود، اگر زهاب این ستون را از بخش انتهایی جمع‌آوری کرده و تجزیه نمود، مشاهده می‌شود که این ترکیب با زمان تغییر یافته و در نهایت مایع تزریق شده جایگزین محلول خاک می‌شود. اگر دو مایع مورد نظر با یکدیگر ترکیب‌پذیر نباشند (مثلاً آب و روغن)، این فرآیند را جابجایی اختلاط‌ناپذیر<sup>۳</sup> می‌نامند. ولی اگر این دو سیال یا مایع مانند اغلب محلول‌های خاک با یکدیگر ترکیب شوند، فرآیند را اختلاط‌پذیر یا جابجایی محلول‌های ترکیب‌پذیر گویند. اگر میزان املاح محلول خروجی را به‌عنوان تابعی از زمان یا مسافت و یا شدت جریان تجمعی رسم نمود، منحنی به‌دست آمده را منحنی رخنه یا منحنی عطف نامیده و به‌اختصار BTC گویند.

اگر رطوبت خاک در طول استوانه در طی آزمایش، به حالت اشباع بوده و در حدفاصل بین مایع ورودی و مایع موجود که به جلو رانده می‌شود، پخشیدگی یا انتشار املاح موجود نباشد در این صورت این سطح فاصل یک سطح کاملاً قاطع است که به تدریج با راندن مایع موجود به انتهای ستون خاک، با سرعتی معادل شدت جریان در استوانه در حال حرکت است. اگر ترکیب مایع یا محلول خروجی را به‌طور منظم زیر نظر داشت، ملاحظه می‌شود که به مجرد اینکه مایع اولیه کاملاً به بیرون رانده شد و محلول جدید تزریقی جانشین آن شد، ترکیب مایع خروجی نیز به‌طور ناگهانی تغییر می‌کند. این قبیل جابجایی املاح را که در آن هیچگونه اختلاطی بین دو مایع صورت نمی‌گیرد، جریان پیستونی<sup>۴</sup> گویند که در طبیعت نیز به ندرت دیده می‌شود. بدیهی است آنچه در طبیعت و آزمایش مشاهده

---

<sup>۱</sup> Breakthrough Curve

<sup>۲</sup> Miscible Displacement

<sup>۳</sup> Immiscible Displacement

<sup>۴</sup> Piston Flow



می‌شود این است که در حد فاصل بین دو محلول در خاک یک سطح بین سیاه و سفید نبوده، بلکه به‌علت پخشیدگی و انتشار املاح، محدوده‌ای در طرفین این سطح تحت تأثیر این دو فرآیند وجود دارد (بای‌بوردی، ۱۳۷۹).

### ۲-۳- معادله‌ی کلی جابجایی - انتشار املاح در جریان اشباع

در معادلات حاکم بر جریان اشباع توأم با انتشار املاح در حرکت و جابجایی مواد و املاح در زیر سطح ایستایی و سفره‌های آب زیرزمینی، فرض این است که محیط متخلخل همگن و همگون بوده، اشباع از آب یا مایع و قانون دارسی نیز صادق است.

اگر واحد حجم معینی از آبخوان فرض شود، میانگین سرعت خطی  $v$  حرکت آب در سه جهت اصلی برابر  $v_x, v_y, v_z$ ، غلظت املاح  $C$  برابر وزن در واحد حجم محلول و جرم مواد در واحد حجم سفره‌ی آب برابر  $Cn_e$  می‌باشد.  $n_e$  تخلخل مؤثر سفره‌ی آب است، که تقریباً ثابت بوده و کسری از تخلخل کل است که در ترابری آب و املاح مشارکت دارد. املاح و مواد از طریق جابجایی یا انتقال توده‌ای و همچنین در اثر انتشار هیدرودینامیکی در محیط متخلخل زیر سطح ایستایی پراکنده می‌شوند، یعنی:

$$\text{انتقال توده‌ای} = v_i \cdot n_e \cdot C \cdot d_A \quad (26-2)$$

$$\text{جریان انتشار} = n_e \cdot D_i \cdot \left(\frac{d_c}{d_i}\right) \cdot d_A \quad (27-2)$$

به طوری که:

$i$ : جهت جریان

$d_A$ : سطح مقطع جریان که عمود بر جهت  $i$  می‌باشد.

$D_i$ : ضریب انتشار هیدرودینامیکی اعم از طولی ( $D_L$ ) یا عرضی ( $D_T$ )

اگر  $F_i$  جرم جابجا شده‌ی املاح و مواد در واحد سطح و زمان و در جهت  $i$  تصور شود از مجموع روابط (۲۶-۲) و (۲۷-۲) رابطه‌ی زیر به‌دست می‌آید:

$$F_{i=} v_i \cdot n_e \cdot C - n_e \cdot D_i \cdot \left(\frac{d_c}{d_z}\right) \quad (28-2)$$

علامت منفی مبین وقوع فرآیند انتشار از نقاطی با غلظت بیشتر به کمتر است .

اگر جرم مواد منتقله در سه جهت اصلی را با توجه به قانون بقاء جرم‌ها یا پیوستگی جریان نوشت، رابطه‌ی (۲-۲۹) بدست می‌آید (بای‌بوردی، ۱۳۷۹).

$$\left[ \frac{\partial}{\partial x} (D_x \frac{\partial c}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial y} (D_y \frac{\partial c}{\partial y}) + \frac{\partial}{\partial z} (D_z \frac{\partial c}{\partial z}) \right] - \left[ \frac{\partial}{\partial x} (v_x \cdot c) + \frac{\partial}{\partial y} (v_y \cdot c) + \frac{\partial}{\partial z} (v_z \cdot c) \right] = \frac{\partial c}{\partial t} \quad (2-29)$$

این معادله، انتقال جرم را در سه جهت برای یک ماده واکنش‌ناپذیر نشان می‌دهد. اگر در مقطعی از محیط متخلخل، میانگین سرعت خطی جریان  $V_x$  یکنواخت بوده و با زمان تغییر نکند معادله‌ی بالا در یک جهت و برای خاک همگن و همگون که البته عمومی‌ترین شکل معادله‌ی یک بعدی جابجایی-انتشار<sup>۱</sup> بوده، به صورت ساده و کاربردی زیر ارائه می‌شود (بای‌بوردی، ۱۳۷۹).

$$\frac{dc}{dt} = D \frac{d^2c}{dl^2} - V \frac{dc}{dl} \quad (2-30)$$

که در آن :

$l$ : طول منحنی‌وار مسیر جریان

$t$ : زمان انجام آزمایش

$c$ : غلظت ماده محلول

$V$ : متوسط سرعت واقعی آب زیرزمینی

$D$ : ضریب انتشار هیدرودینامیکی و یا انتشار آبی در جهت طولی (در جهت جریان)

معادله (۲-۳۰) بر اساس فرضیات زیر استوار می‌باشد :

۱- آلاینده‌ها قابل حل در آب می‌باشند.

۲- خصوصیات سیال (وزن حجمی و لزجت) مستقل از غلظت محلول می‌باشد.

۳- سیال تراکم‌ناپذیر است.

۴- ضرایب پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی قابل جمع کردن هستند.

<sup>۱</sup> One Dimensional Advection-Dispersion

۵- معادله‌ی  $V = \frac{q}{n}$  (  $V$  سرعت سیال در داخل خلل و فرج،  $q$  سرعت دارسی و  $n$  تخلخل) قابل

کاربرد است.

۶- ماده‌ی محلول در آب پایدار و بدون واکنش است (بیر و وروجت، ۱۹۹۴؛ گیلهام و چری، ۱۹۸۲).

## ۲-۴- نقش نسبی پخشیدگی مولکولی و انتشار مکانیکی در جابجایی مواد در جریان اشباع

بخش اول سمت راست معادله (۲-۳۰) بیانگر انتشار هیدرودینامیکی و بخش دوم آن بیانگر فرآیند جابجایی می‌باشد.

در مواردی که سرعت سیال در محیط متخلخل زیاد است، پخشیدگی مولکولی بخش کوچکی از انتشار هیدرودینامیکی است و گاهی اوقات از آن صرف‌نظر می‌شود. برای تعیین نقش نسبی فرآیندهای انتشار مکانیکی و پخشیدگی مولکولی از عدد پکلت<sup>۱</sup> استفاده می‌شود که یک ضریب بدون بعد است. تعریف عدد پکلت به صورت زیر است (فیتز، ۱۹۹۳):

$$P_e = \frac{v_f d}{D^*} \quad (2-31)$$

به طوری که:

$P_e$ : عدد پکلت (بدون بعد)

$v_f$ : سرعت سیال در خلل و فرج (L/T)

$D^*$ : ضریب پخشیدگی مولکولی (L<sup>2</sup>/T)

$d$ : ویژگی محیط متخلخل یا شبکه جریان می‌باشد. در مواردی که ستونی از خاک برای آزمایش مورد استفاده قرار می‌گیرد  $d$  برابر میانگین قطر ذرات خاک می‌باشد.

در صورتی که عدد پکلت کوچکتر از ۰/۴ باشد پخشیدگی مولکولی و در مواردی که این عدد بزرگتر از ۶ باشد جابجایی و انتشار مکانیکی فرآیندهای غالب می‌باشند. بین اعداد پکلت ۰/۴ تا ۶، تأثیر انتشار مکانیکی و پخشیدگی مولکولی در انتقال مواد تا حدودی یکسان است (گیلهام و چری، ۱۹۸۲).

---

<sup>۱</sup> Peclet Number

## ۲-۵- تئوری مدل سازی

### ۲-۵-۱- مدل انتقال آلاینده‌ها

به علت دشواری‌هایی که برای حل معادله‌ی (۲-۳۰) وجود دارد، فریز و چری (۱۹۷۹) معنی فیزیکی معادله (۲-۳۰) را با استفاده از آزمایش با یک ردیاب پایدار (بدون واکنش) با غلظت ثابت  $C_0$  که تحت رژیم جریان ماندگار یک‌بعدی از انتهای بالا دست ستون خاک با مواد دانه‌ای همگن، به داخل آن هدایت می‌شد بیان کردند. آنها غلظت اولیه ردیاب در ستون خاک را قبل از شروع آزمایش صفر فرض نمودند. با این تفسیر، غلظت ردیاب در ستون خاک می‌تواند به وسیله غلظت نسبی  $\frac{C}{C_0}$  بیان شود، به طوری که  $C$  بیانگر مقدار غلظت لحظه‌ای خروجی از ستون خاک می‌باشد. غلظت ردیاب ورودی را می‌توان با یک تابع پله‌ای نشان داد. شرایط اولیه و مرزی بیان شده با تابع پله‌ای به شرح زیر می‌باشد:

|                    |            |                   |
|--------------------|------------|-------------------|
| شرط اولیه          | $L \geq 0$ | $C(L,0) = 0$      |
| شرط مرزی سمت بالا  | $t \geq 0$ | $C(0,t) = C_0$    |
| شرط مرزی سمت پایین | $t \geq 0$ | $C(\infty,t) = 0$ |

با در نظر گرفتن شرایط اولیه و مرزی، اوگاتا و بنکس (۱۹۶۱) حل تحلیلی معادله (۲-۳۰) را برای محیط متخلخل همگن اشباع به صورت زیر ارائه نمودند:

$$\frac{C}{C_0} = \frac{1}{2} \left[ \operatorname{erfc} \left( \frac{L-Vt}{2\sqrt{Dt}} \right) + \exp \left( \frac{VL}{D} \right) \operatorname{erfc} \left( \frac{L+Vt}{2\sqrt{Dt}} \right) \right] \quad (۲-۳۲)$$

معادله (۲-۳۲) به صورت بدون بعد زیر نیز ارائه شده است (فیتز، ۱۹۹۳).

$$C_R(t_R, P_e) = 0.5 \left\{ \operatorname{erfc} \left[ \left( \frac{P_e}{4t_R} \right)^{0.5} (1-t_R) \right] + \exp(P_e) \operatorname{erfc} \left[ \left( \frac{P_e}{4t_R} \right)^{0.5} (1+t_R) \right] \right\} \quad (۲-۳۳)$$

که:

$erfc$ : متمم تابع خطا<sup>۱</sup>

$P_e$ : عدد پکلت

$L$ : طول مسیر جریان

$V$ : متوسط سرعت خطی آب داخل خلل و فرج

$$\left[ t_R = \frac{Vt}{L} \quad \text{و} \quad C_R = \frac{C}{C_0} \right]$$

در صورتی که غلظت ردیاب در ستون خاک و در شروع آزمایش صفر نباشد عبارت  $\frac{C - C_{ib}}{C_0 - C_{ib}}$  بیانگر

غلظت نسبی سیال در داخل محیط متخلخل بوده و در سمت چپ معادله‌ی (۲-۳۲) و یا معادلات

مشابه دیگر قرار می‌گیرد ( $C_{ib}$ ) غلظت اولیه‌ی ردیاب در داخل محیط متخلخل می‌باشد.

سایر راه حل‌های تحلیلی معادله‌ی (۲-۳۰) با شرایط مرزی متفاوت، به وسیله ریفای و همکاران

(۱۹۵۶)، ایباچ و وایت (۱۹۵۸) و اوگاتا (۱۹۷۰) ارائه شده است (به نقل از فریز و چری، ۱۹۷۹).

در صورتی که مقدار انتشارپذیری محیط متخلخل زیاد و یا زمانی که  $L$  یا  $t$  به اندازه‌ی کافی بزرگ

باشد، بخش دوم طرف راست معادله‌ی (۲-۳۲) ناچیز بوده و معادله به صورت زیر در می‌آید (فریز و

چری، ۱۹۷۹):

$$\frac{C}{C_0} = \frac{1}{2} \left[ \operatorname{erfc} \left( \frac{L - Vt}{2\sqrt{Dt}} \right) \right] \quad (2-34)$$

معادله‌ی (۲-۳۴) در حقیقت برای شرایطی است که در آن آب در خاک جریان داشته و به ناگهان در

سطح ورودی جریان آب، دگرگونی کیفی رخ داده و مثلاً آبی با شوری بیشتر یا آلاینده‌ای عمداً یا به

اشتباه در مرز ورودی به خاک اضافه شده و یا در صورتیکه رژیم پیشین جریان از آلاینده‌ها یا آب شور

---

<sup>۱</sup>Error function Compliment

بود، ناگهان اقدام به افزودن آبی با کیفیت مناسب شود. این قبیل آزمایش‌ها که با تغییر ناگهانی کیفیت جریان توأم است، تزریق ضربانی<sup>۱</sup> نامیده می‌شود.

در صورت کسر معادلات (۲-۳۲) و (۲-۳۴)، عبارت  $(L-Vt)$  مبین محل نقطه موردنظر  $(L)$  نسبت به موقعیت حرکت جبهه‌ی املاح یا آلاینده در خاک است. این نقطه می‌تواند در پشت جبهه‌ی املاح، روی آن و یا جلوتر از آن باشد.

اگر  $L = Vt$  روی جبهه‌ی املاح باشد، و صورت کسر هر دو معادله برابر صفر و  $erfc(0) = 1$  گردیده و معادله (۲-۳۴) به شکل ساده‌ی زیر در می‌آید:

$$C = 0.5C_0 \quad (۲-۳۵)$$

در فاصله‌ی  $L > Vt$ ، کمیت داخل کרוشه در هر دو معادله، مثبت بوده و هنگامی که به بی‌نهایت میل کند،  $erfc(\infty) = 0$  و در نتیجه  $C$  برابر صفر می‌شود. به عبارت دیگر، نقطه‌ی  $L$  در جلوی جبهه املاح قرار دارد و هیچگونه پخشیدگی و انتشار صورت نگرفته و کماکان جریان مایع با غلظت اولیه می‌باشد.

$$C = 0 \quad (۲-۳۶)$$

اگر نقطه‌ی موردنظر در پشت جبهه باشد کمیت داخل کרוشه منفی خواهد شد و چون به  $(-\infty)$  میل کند  $erfc(-\infty) = 2$  و معادله‌ی (۲-۳۴) به شکل ساده زیر در می‌آید:

$$C = C_0 \quad (۲-۳۷)$$

در حالت ایده‌آل، منحنی پیش‌بینی شده به وسیله معادله (۲-۳۰) متقارن است و از نقطه  $\frac{C}{C_0} = 0.5$  و  $U = 1$  عبور می‌کند و نسبت  $\left(\frac{VL}{D}\right)$  نیز بزرگ است (گیلهام و چری، ۱۹۸۲). بنابراین گاهی اوقات

منحنی‌های BTC با توجه به نقطه  $\frac{C}{C_0} = 0.5$  مقایسه می‌شوند.

---

<sup>۱</sup> Pluse Injection

## ۲-۵-۱-۱-مدل فرید- کامبرنوس<sup>۱</sup>

در حقیقت مدل فرید - کامبرنوس حل مستقیمی از معادله‌ی کلاسیک جابجایی - انتشار است که برای فواصل انتقال طولانی پیشنهاد شده است و با استفاده از آن مقدار ضریب انتشارپذیری هیدرودینامیکی موجود در معادله‌ی جابجایی-انتشار قابل محاسبه است.

D بوسیله فرید - کامبرنوس ، (۱۹۷۱) به صورت زیر بدست آمد:

$$D = \frac{1}{8} [(L - V_c t_{0.16}) / (t_{0.16})^{1/2} - (L - V_c t_{0.84}) / (t_{0.84})^{1/2}]^2 \quad (۳۸-۲)$$

در این مدل  $V_c$  سرعت حرکت آلاینده از منحنی رخنه آزمایش‌ها به صورت زیر محاسبه خواهد شد:

$$V_c = \frac{L}{t_{0.5}} \quad (۳۹-۲)$$

که در آن L طول مخزن خاک و  $t_{0.5}$  زمان رسیدن به غلظت نسبی  $\frac{C}{C_0} = 0.5$  می‌باشد. این مدل فقط

برای فواصل انتقال طولانی تحت شرایط یک بعدی جریان به کار می‌رود.

هر گونه ترسیم غیر خطی از  $\frac{C}{C_0}$  در مقابل Y انحراف از تئوری بیان شده به وسیله معادله (۳۱-۲) را

آشکار می‌سازد. همچنین تغییر شیب در موقعیت‌های اندازه‌گیری مختلف دلالت بر متغیر بودن انتشار-پذیری خواهد داشت.

## ۲-۶- مطالعات آزمایشگاهی انجام شده جهت برآورد ضریب انتشارپذیری

تاکنون مطالعات آزمایشگاهی بسیاری جهت برآورد ضریب انتشارپذیری در ایران و سایر کشورها صورت گرفته است و همگی با فرض این که مدل جابجایی - انتشار برای توصیف فرآیندهای انتقال املاح تحت شرایط یک بعدی جریان، کفایت می‌کند انجام شده است.

- نیلسون و بیگار، (۱۹۶۲) از چهار ستون با طول ۳۰ سانتی‌متر که با ماسه، سیلت، لوم سیلتی و دانه‌های شیشه‌ای با قطر یکسان ۲۰۰ میکرون پر شده بود استفاده کردند. مقدار انتشارپذیری به

<sup>۱</sup> Fried - Combarous (1971)

دست آمده با محلول کلرید کلسیم ( $\text{CaCl}_2$ ) در محدوده  $0/8$  تا  $1$  سانتی‌متر و ضریب انتشار مکانیکی در محدوده  $6/24 \times 10^{-5}$  تا  $7/45 \times 10^{-5}$  سانتی‌متر مربع بر ثانیه بود.

- کردا و همکاران، (۱۹۷۳) با استفاده از ستون‌های خاک با قطر  $7/5$  سانتی‌متر و طول  $60$  سانتی‌متر که با خاک شن لومی و اندازه ذرات کوچکتر از  $0/5$  میلی‌متر پر شده بود مقدار انتشارپذیری را در حدود  $1$  سانتی‌متر ( $\alpha \approx 1 \text{ cm}$ ) مشابه نیلسون و بیگار (۱۹۶۲) به دست آوردند. آنها ملاحظه کردند که ضریب انتشار هیدرودینامیکی پیش‌بینی خوبی از نحوه توزیع کلرید در مدت  $25$  ساعت آزمایش با استفاده از مدل جایجایی - انتشار می‌دهد و حتی بعد از مدت زمان  $100$  ساعت با وجود این که کاهش اساسی در سرعت حرکت واقعی آب در طول آزمایش پیش آمد نتیجه کاملاً رضایت بخش بود.

- برسلر و لوفر، (۱۹۷۴) به طور متوسط مقدار ضریب انتشارپذیری را  $0/08$  سانتی‌متر (در محدوده  $0/04$  تا  $0/12$  سانتی‌متر) از  $7$  ستون آزمایش با طول  $45$  سانتی‌متر و قطر داخلی  $5$  سانتی‌متر به دست آوردند. محیط متخلخل آزمایش، خاک شنی با اندازه ذرات  $2$  میلی‌متر و ردیاب کلرید سدیم ( $\text{NaCl}$ ) بود (به نقل از آیوتامونو، ۱۹۹۸).

- آجفالودی، (۱۹۸۶) به محاسبه ضریب انتشارپذیری طولی در  $10$  نمونه خاک پرداخت که  $4$  نمونه مربوط به خاک همگن و  $6$  نمونه دیگر در خاک ناهمگن صورت گرفت. نتایج نشان دهنده یک رابطه خطی بین ضریب انتشارپذیری ( $D_L$ ) و سرعت رسوخ ( $u$ ) در هر دو خاک همگن و ناهمگن بود همچنین نشان داد که این ضریب در خاک‌های ناهمگن پیچیده‌تر بوده و تغییرات در مقدار ضریب انتشارپذیری در خاک ناهمگن به علت توزیع نامنظم اندازه خلل و فرج در خاک می‌باشد.

- ویرنگا و وان‌گنوختن، (۱۹۸۹) آزمایش‌هایی در دو نوع ستون خاک، یک ستون کوچک با طول  $30$  سانتی‌متر و قطر  $5/1$  سانتی‌متر و یک ستون بزرگ با طول  $600$  سانتی‌متر و قطر  $95$  سانتی‌متر انجام دادند. هر کدام از ستون‌ها با خاک شن ریز لومی با اندازه ذرات حدود  $1$  میلی‌متر پر شدند به طوری که وزن مخصوص ظاهری خاک  $1/57$  گرم بر سانتی‌متر مکعب بود. متوسط مقدار



انتشارپذیری ( $\alpha$ ) وقتی که تریتیوم و کلرید به داخل ستون‌های کوچک وارد گردید به ترتیب ۰/۸ و ۰/۸۷ سانتی‌متر به دست آمد. نتایج آزمایش‌ها در ستون‌های بزرگ در ابتدا نشان داد که ضریب انتشار هیدرودینامیکی (D) با افزایش عمق تا ۴۰۰ سانتی‌متر تمایل به افزایش نشان می‌دهد، در حالی که هیچ دلیل روشنی برای افزایش ضریب انتشار هیدرودینامیکی با عمق وجود ندارد. انتشارپذیری در ستون‌های بزرگ برابر با ۵ سانتی‌متر بود در حالی که در ستون‌های کوچک در حدود ۱ سانتی‌متر به دست آمد.

- آل‌طبا و همکاران، (۲۰۰۰) در یک تانک افقی آزمایشگاهی به طول ۰/۴۵ متر، عرض ۰/۳۸ متر و ارتفاع ۰/۲۵ متر با استفاده از خاک‌های ماسه‌ای همگن در سه اندازه ریز، متوسط و درشت در حالت اشباع، تحت شرایط جریان یک بعدی با آلاینده‌ی کلرید سدیم دریافتند که متوسط سرعت حرکت آلاینده در فواصل انتقال کوتاه بیشتر از متوسط سرعت حرکت آب در داخل خلل و فرج است. نفوذپذیری خاک‌ها روی عملکرد انتشار به طور قابل ملاحظه‌ای مؤثر نبوده است، به طوری که نفوذپذیری ماسه درشت ۲۰ برابر بزرگتر از ماسه متوسط بود اما ضریب انتشار هیدرودینامیکی آن فقط ۲۰ درصد بزرگتر شد. آنها انتشارپذیری هر سه نوع ماسه را به تفکیک در ضخامت ۰/۱۸ متر تحت شرایط یک‌بعدی جریان به دست آوردند. انتشارپذیری ماسه‌ی درشت ۷/۶۴ سانتی‌متر، ماسه‌ی متوسط ۶/۳ سانتی‌متر و ماسه‌ی ریز ۴/۲۷ سانتی‌متر به دست آمد. آنها همچنین در آزمایشی بر روی ماسه متوسط همگن در سه ضخامت، ۸، ۱۸ و ۲۵ سانتی‌متر نتیجه گرفتند که رفتار انتشار به وسیله ضخامت خاک (حجم خاک) نیز کنترل شده و تنها وابسته به فاصله‌ی انتقال نیست.

- کاشفی‌پور و فالكونر، (۲۰۰۲) به محاسبه‌ی ضریب انتشارپذیری طولی در آبراهه‌ها پرداختند و بدین منظور از ۸۱ ست داده که از ۳۰ رودخانه در آمریکا بدست آمده بود استفاده نمودند. آنها در تحقیقات خود به رابطه‌ی جدیدی جهت برآورد ضریب انتشارپذیری دست یافتند سپس به مقایسه

رابطه‌ی مذکور با سایر روابط موجود پرداختند. نتایج دقت بالاتر و خطای کمتری را نسبت به سایر معادلات نشان داد.

- پرفکت و همکاران، (۲۰۰۲) انتشارپذیری را در نمونه‌ی خاک دست‌نخورده با استفاده از پارامتر-های باقی مانده آب برآورد نمودند. نتایج رگرسیونی نشان داد که ضریب انتشارپذیری با افزایش مقدار هوای ورودی ( $\psi_a$ ) و Campbell exponent (b) افزایش یافت و این دو متغیر ( $\psi_a$  و b) با افزایش رس افزایش یافتند.

- علی‌پور و کمان‌دست، (۲۰۱۱) به بررسی انتقال عمودی آلاینده در خاک شنی همگن جهت تعیین ضریب انتشارپذیری پرداختند. نتایج نشان داد که با افزایش قطر متوسط ذرات، مقدار ضریب انتشارپذیری بتدریج افزایش یافت. همچنین بدین نتیجه دست یافتند که در فواصل انتقال طولانی مقدار ضریب انتشارپذیری بدست آمده توسط معادله‌های فرید-کامبرنوس و بریگهام کاملاً یکسان است.

- جوان و همکاران، (۲۰۱۱) به بررسی حرکت آب شور و همچنین تعیین ضریب‌انتشارپذیری در خاک پرداختند. نتایج نشان داد که ضریب‌انتشار طولی به طور کلی با افزایش سرعت جریان موجود در خلل و فرج افزایش می‌یابد، این افزایش مربوط بود به سرعت جریان در خلل و فرج خاک سیلتی لوم، اما در خاک سیلتی رسی لوم ارتباط بین ضریب انتشار با سرعت جریان خلل و فرج خطی‌تر بود.

- معروف‌پور و همکاران، (۱۳۸۴) وابستگی انتشارپذیری خاک را به ضخامت آن در خاک‌های ماسه-ای همگن اشباع مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاصل بیانگر عدم وابستگی انتشارپذیری به ضخامت خاک (حجم خاک) در خاک‌های ماسه‌ای همگن درشت و متوسط است و تغییرات به دست آمده در مقادیر انتشارپذیری خاک‌ها ناشی از عوامل متفاوتی از جمله خطای آزمایشات می‌باشد.

- معروف‌پور و همکاران، (۱۳۸۷) به بررسی آزمایشگاهی اثر روش نمونه‌برداری در آزمایش‌های ردیابی بر ضریب انتشارپذیری آبخوان پرداختند که در کلیه آزمایش‌ها نمونه‌برداری به صورت نقطه‌ای و مخلوط انجام شده است. نتایج به دست آمده نشان داد که: ۱- دامنه مقادیر ضریب انتشارپذیری به دست آمده از نمونه‌های نقطه‌ای برای هر دو آبخوان در محدوده نتایج سایر مطالعات آزمایشگاهی بود. ۲- در کلیه آزمایش‌ها، مقادیر ضریب انتشارپذیری نمونه‌های مخلوط از متوسط مقادیر ضرایب انتشارپذیری نمونه‌های نقطه‌ای بیشتر بود، از این رو به نظر می‌رسد نمونه‌گیری به صورت مخلوط عاملی در به‌دست آوردن مقادیر بالای انتشارپذیری است که سایر محققین در مطالعات میدانی خود گزارش نموده‌اند. ۳- با افزایش ضخامت آبخوان، مقادیر ضرایب انتشارپذیری به‌دست آمده از نمونه‌های مخلوط تغییر کرده ولی از روند یکنواختی پیروی نکرد که به نظر می‌رسد به خاطر خطاهای اجتناب‌ناپذیری بوده باشد که در طی آزمایش‌ها روی داده است. ۴- منحنی‌های رخنه و منحنی‌های تعداد حجم آب تخلخل به کار رفته‌ی به‌دست آمده از نمونه‌های نقطه‌ای و مخلوط هر ضخامت، در هر دو آبخوان نشان داد که این منحنی‌ها اختلاف آماری با هم ندارند. اگر چه منحنی‌های به دست آمده از نمونه‌های مخلوط، از چولگی بیشتری به سمت راست نسبت به منحنی‌های نمونه‌های نقطه‌ای برخوردار بود. با توجه به نتایج به دست آمده توسط نویسندگان، توصیه شده است که در مطالعات آلودگی آبخوان‌ها، نمونه‌گیری به صورت نقطه‌ای انجام شود تا بتوان عکس‌العمل تنش‌های مختلف کیفی وارده به آبخوان را در شرایط فعلی و آینده، با دقت بیشتری پیش بینی نمود.

- شریفی پور و همکاران، (۱۳۸۷) اثر فواصل کوتاه را بر انتشار آلاینده‌ها در خاک‌های ماسه‌ای مورد مطالعه قرار دادند. آنها در تحقیق خود از ۴ بافت ماسه‌ای متفاوت (ماسه متوسط و اختلاط ۲۰، ۱۰، ۳۰ درصدی ماسه درشت با آن) در ۵ ضخامت استفاده نمودند. همچنین به منظور انجام محاسبات مربوط به تعیین انتشارپذیری از مدل بریگهام استفاده کردند. NaCl با غلظت ثابت را به عنوان ماده ردیاب پایدار انتخاب نمودند. نتایج آنها نشان می‌دهد که با افزایش فاصله انتقال در هر

بافت خاک مقدار انتشارپذیری افزایش می‌یابد و افزایش میزان اختلاط ماسه درشت با ماسه متوسط نیز اثر مشابهی دارد. آنها علت مقادیر بالای پخشیدگی به دست آمده در بافت های مرکب را عدم تجانس محیط دانستند که باعث پیچیدگی توزیع سرعت می‌شود و نتیجه آن انتشار و گستردگی آلودگی در مقایسه با یک محیط همگن و دانه دانه‌ای است.

- حسینی و همکاران، (۱۳۸۹) با استفاده از تئوری فراکتال ژئومتری روشی برای تعیین ضریب انتشارپذیری ارائه کردند. آنها روند افزایش ضریب انتشار پذیری را نسبت به طول نمونه در کل ستون آزمایش مشاهده کردند که تابع افزایشی آن با توجه به نظریه فراکتال ژئومتری از نوع توانی بوده است. به گفته‌ی آنها تئوری فراکتال ژئومتری بر اساس تفاوت بین مسیر مستقیم حرکت جریان و مسیر واقعی جریان و فرضیات مندلبروت استوار می‌باشد. براین اساس نسبت مسیر واقعی جریان به مسیر مستقیم جریان از نوعی تابع توانی پیروی می نماید که ضریب انتشار پذیری را در خاک می توان با توجه به این پدیده دست آورد. در تحقیق آنها انتشار پذیری در طول نمونه از رابطه  $\lambda = L(0.74) \times 0.284$  پیروی نموده است، که در این رابطه  $\lambda$  (cm) عبارت است از ضریب انتشارپذیری طولی و  $L$  (cm) مقیاس طولی نمونه می‌باشد.

- ایزدی نیا و عابدی کویابی، (۱۳۹۰) ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه را تعیین نمودند. در این تحقیق آنها به رابطه‌ای که در برگزیده‌ی پارامترهای موثر بر ضریب اختلاط طولی می‌باشد، دست یافتند. سپس با استفاده از نرم افزار SPSS میزان تاثیر هر یک از پارامترهای موثر را بررسی کردند و به این نتیجه دست یافتند که ضریب زبری و نسبت عرض به عمق از پارامترهای موثر بر ضریب اختلاط طولی می‌باشند که با انجام آنالیز حساسیت معلوم شد که از بین دو پارامتر مذکور ضریب زبری تاثیر بیشتری را بر ضریب اختلاط طولی داراست.

- ایوب‌زاده و همکاران، (۲۰۰۴) ضریب انتشارپذیری طولی را در رودخانه بررسی نمودند. آنها در تحقیق خود ۸ روش تجربی موجود جهت برآورد ضریب انتشارپذیری را مورد بررسی قرار دادند و بهترین رابطه را بر اساس پارامترهای آماری تعیین نمودند. همچنین با انجام آنالیز حساسیت به

این نتیجه دست یافتند که سرعت جریان رودخانه بیشترین تاثیر را در ضریب انتشارپذیری طولی رودخانه داراست.

## ۷-۲- مطالعات انجام شده جهت برآورد ضریب انتشارپذیری با استفاده از شبکه عصبی

### مصنوعی

- رووینسکی و همکاران، (۲۰۰۵) عملکرد شبکه عصبی مصنوعی را جهت برآورد ضریب انتشار-پذیری طولی در رودخانه مورد بررسی قرار داد. در این بررسی از ۵ مورد مختلف جهت آموزش شبکه استفاده شد که با ورودی‌های متفاوت طراحی شده بودند. ورودی‌ها عبارت بودند از: عمق کانال، پهنای کانال، سرعت متوسط آب در مقطع کانال، سرعت برشی و شاخص سینوسی. نتایج نشان داد که زمانی که شاخص سینوسی در کنار دیگر متغیرها به عنوان ورودی در مرحله آموزش قرار می‌گیرد نتایج بهتری را نشان می‌دهد.
- پایتراوسکی، (۲۰۰۵) کاربرد شبکه عصبی را به منظور ارزیابی ضریب انتشارپذیری طولی مورد بررسی قرار داد. وی در تحقیق خود دو روش MLP و RBF موجود در شبکه عصبی را مورد استفاده قرار داد و سپس نتایج بدست آمده را با روش رگرسیون خطی مقایسه نمود. نتایج نشان دهنده این بود که MLP-ANN بهترین نتیجه را ارائه داد و پس از آن نتایج RBF-ANN بهترین بود و روش رگرسیون خطی ضعیف تر از دو مدل مذکور عمل نمود. همچنین وی به نتیجه مشابه با نتیجه پژوهش رووینسکی و همکاران (۲۰۰۵) نیز دست پیدا کرد که نشان می‌داد زمانی که شاخص سینوسی در کنار دیگر متغیرها به عنوان ورودی در مرحله آموزش قرار می‌گیرد نتایج بهتری را بدست می‌دهد.
- تپراک و سیگیزوگلو، (۲۰۰۸) ضریب انتشارپذیری طولی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در جویبارها مورد بررسی قرار دادند. آنها از ۳ روش در شبکه عصبی مصنوعی MLP-RBF-GRNN به منظور برآورد ضریب انتشارپذیری طولی استفاده نمودند. مدل‌ها بر روی ۶۵ ست داده بررسی گردید که این داده‌ها توسط محققان از ۳۰ رودخانه در آمریکا به دست آمده بودند. نتایج بدست

آمده توسط آنها نشان داد که مدل‌های مذکور که در آنها از داده‌های هیدرولیکی و هندسی استفاده شد می‌تواند به آسانی جهت تخمین ضریب انتشارپذیری در جویبارها استفاده شود و بسیار دقیق تر از معادلات موجود می‌باشد. همچنین نتایج مدل‌ها با نتایج بدست آمده از مطالعات دیگر مقایسه گردید که نشان دهنده دقت و توانایی بالاتر این مدل‌ها نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

- نوری و همکاران، (۱۳۸۸) ضریب انتشارپذیری طولی را در رودخانه‌های طبیعی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بررسی نمودند. بدین منظور آنها از اطلاعات هیدرولیکی و هندسی جریان استفاده نمودند. نتایج بدست آمده از این تحقیق بیانگر دقت قابل قبول مدل پیشنهادی بود.

## ۲-۸- مطالعات انجام شده جهت برآورد ضریب انتشارپذیری با استفاده از سایر مدل‌ها

- عاطفی و محمدی، (۱۳۸۳) با استفاده از روش اجزاء محدود انتشار آلودگی نفتی را در خاک‌های ماسه‌ای رس‌دار مدل‌سازی نمودند. آنها در ابتدا پدیده انتشار آلودگی را با استفاده از یک مدل فیزیکی و به روش آزمایشگاهی بررسی نموده و سپس نتایج حاصل را با نتایج حاصل از مدل ریاضی MOFAT مقایسه نمودند. نتایج میزان انطباق نسبتاً خوب مدل ریاضی و نتایج آزمایشگاهی را نشان می‌دهد.

- معروف‌پور و همکاران، (۱۳۸۶) با استفاده از دو مدل ریاضی با نام‌های مدل فرید-کامبرنوس و مدل بریگهام که از مدل‌های مهم انتقال آلاینده پایدار در محیط‌های متخلخل همگن و در حالت اشباع و تحت شرایط جریان دائمی یکنواخت می‌باشند، به بررسی انتقال آلاینده‌های پایدار در آبخوان‌ها پرداختند و مقادیر انتشارپذیری بدست آمده از دو مدل مذکور را با یکدیگر مقایسه نمودند. نتایج بدست آمده نشان داد که در فواصل انتقال طولانی مقادیر انتشارپذیری خاک‌های ماسه‌ای همگن با استفاده از مدل‌های مذکور یکسان بوده و تفاوتی با همدیگر ندارند. لذا مدل بریگهام برای فواصل انتقال طولانی دارای همان دقت مدل فرید-کامبرنوس می‌باشد. همچنین

در فواصل انتقال طولانی مقادیر انتشارپذیری محاسبه شده بوسیله مدل فرید-کامبرنوس با استفاده از سرعت حرکت آلاینده و سرعت واقعی سیال یکسان بوده و با هم برابر می‌باشند.

- ریاحی‌مدوار و ایوب‌زاده، (۱۳۸۷) ضریب پراکندگی طولی آلودگی را با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی مورد بررسی قرار دادند. آنها همچنین به بررسی دقت برآورد دوازده رابطه مهم تجربی ارائه شده جهت تعیین ضریب انتشارپذیری پرداختند و نتایج حاصل را با نتایج مدل استنتاج فازی - عصبی مقایسه نمودند. نتایج، برتری مدل مذکور را نسبت به روابط موجود نشان می‌دهد.

- اکبرزاده و همکاران، (۱۳۸۹) به بررسی دقت مدل‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی در پیش بینی ضریب انتشارپذیری طولی رودخانه‌ها پرداختند. نتایج نشان داد که اگر چه مدل ANN در پیش بینی ضریب مذکور دارای عملکرد خوبی بود اما نتایج این مدل با عدم قطعیت زیادی همراه است و مدل ANFIS از این لحاظ بر مدل ANN برتری دارد.

- یانگ و همکاران، (۲۰۰۷) از روش الگوریتم ژنتیک به منظور برآورد ضریب انتشارپذیری طولی استفاده نمودند. نتایج آنها بیان کننده‌ی توانایی مدل الگوریتم ژنتیک در برآورد ضریب انتشارپذیری است.

- اعتمادشهیدی و تقی‌پور، (۲۰۱۲) از مدل درختی 'M5 جهت تخمین ضریب انتشارپذیری طولی استفاده نمودند. به اعتقاد آنها برتری اصلی مدل درختی این است که می‌تواند فرمول‌های روشنی را ارائه داده و با سهولت بیشتری در مقایسه با سایر مدل‌های کامپیوتری مورد استفاده قرار گیرد. نتایج نشان دهنده این مطلب بود که مدل درختی 'M5 توانست با توانایی خوبی ضریب انتشارپذیری را تخمین زده و مقایسه نتایج مدل با روابط تجربی موجود بیانگر دقت بالاتر و خطای کمتر مدل مذکور در مقایسه با این روابط می‌باشد.

- ریاحی مدوار و ایوب‌زاده، (۲۰۱۰) به بررسی و تخمین انتشار آلودگی در جویبارها با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی انطباقی پرداختند. نتایج نشان داد که مدل ANFIS به خوبی توانست پدیده‌های حاکم بر انتقال آلاینده در رودخانه‌های طبیعی را شناسایی نموده و انتشار-پذیری طولی را تخمین نماید.
- آدارش، (۲۰۱۰) از دو روش SVM و GP به منظور برآورد ضریب انتشارپذیری طولی استفاده نمود و توانایی و دقت مدل‌ها را در تخمین ضریب مذکور مورد بررسی قرار داد. نتایج نشان دهنده‌ی این مطلب بود که روش GP با بالاترین ضریب تبیین و کمترین خطا با دقت بسیار خوبی قادر به برآورد ضریب انتشارپذیری می‌باشد و پس از آن روش SVM بهترین نتایج را در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی ارائه داد.
- آزاماسولا و وو، (۲۰۱۱) روش SVM را به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری طولی در جویبارها مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که روش SVM با دقت بسیار خوب و خطای کم توانست ضریب مذکور را برآورد نماید.



## فصل سوم

مبانی و ساختار شبکه‌های عصبی

مصنوعی

### ۳-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی

اولین کارهای مربوط به شبکه‌های عصبی به سال ۱۹۴۳ بر می‌گردد، زمانی که یک فیزیولوژیست اعصاب به نام وارن مک کلوج و یک ریاضیدان به نام والتر پیتس از دانشگاه MIT رساله‌شان را به نام "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity" درباره نحوه عملکرد احتمالی نرون‌ها منتشر نمودند. در این رساله آنها نشان دادند که می‌توان یک شبکه‌ی عصبی را فقط با استفاده از ریاضیات و الگوریتم پیاده‌سازی نمود. آنها برای توضیح حدسشان از نحوه کار نرون‌ها در مغز، مدل ساده‌ای از شبکه‌ی عصبی با مدارهای الکتریکی ساختند. تفسیر آنها از شبکه عصبی آن بود که از اتصال مجموعه‌ای از واحدهای تصمیم‌گیری باینری، می‌توان شبکه‌ای با قابلیت حل هر مساله-ی محاسباتی ایجاد نمود.

در سال ۱۹۴۹ دونالد هب کتابی با عنوان "سازماندهی رفتار منتشر نمود و آموزش را در شبکه‌های عصبی (فقط از نظر روان‌شناسی) معرفی نمود. او در این کتاب به مفاهیم نحوه یادگیری در انسان پرداخته و اشاره نموده است که وقتی نرونی توسط نرون دیگری که به آن متصل است تحریک می‌شود، اتصالات قوی‌تر می‌شود و در نتیجه احتمال اینکه این دو نرون دوباره تحریک شوند بیشتر می‌شود. کتاب هب به وسیله روانشناسان بسیار مورد استفاده قرار گرفت اما متأسفانه مهندسين علاقه‌ای به آن از خود نشان ندادند.

در سال ۱۹۵۹ برنارد ویدرو و مارکین هف (ویدرو و هوف) از استنفورد، دو مدل عصبی به نام‌های ADALINE و MADALINE ساختند.

ADALINE برای تشخیص الگوهای دودویی ساخته شد به گونه‌ای که بتواند بعد از خواندن رشته‌ای بیت جاری در یک خط تلفن، بیت بعدی را پیش‌بینی کند. MADALINE اولین شبکه‌ی عصبی بود که در دنیای واقعی مورد استفاده قرار گرفت. این شبکه یک فیلتر تطبیقی بود که پژواک‌ها (echos) را در خطوط تلفن حذف می‌کرد. این شبکه همچنان استفاده تجاری دارد.

در سال ۱۹۶۲ ویدرو و هف، قانونی را برای به روز کردن وزن‌ها (آموزش) در شبکه عصبی ارائه دادند: تغییر وزن = مقدار قبلی وزن  $\times$  (مقدار خطا/تعداد ورودی‌ها). ایده‌ی این قانون آن بود که وقتی یک پرسپترون فعال شده دارای خطای بزرگی است می‌توان مقادیر وزن‌ها را طوری تنظیم کرد که خطا در شبکه یا حداقل پرسپترون‌های مجاور توزیع شود.

در همین سال، یک زیست‌شناس اعصاب به نام فرانک رزنبلات از دانشگاه کرنل (Cornell)، شروع به کار بر روی پرسپترون نمود. او به کار بر روی سیستم بینایی مگس علاقمند بود و عقیده داشت که بیشتر پردازش‌هایی که مگس برای فرار انجام می‌دهد در چشمانش اتفاق می‌افتد. پرسپترونی که از تحقیقات رزنبلات بیرون آمد، به صورت سخت‌افزاری ساخته شد و قدیمی‌ترین شبکه عصبی محسوب می‌شود که هنوز مورد استفاده قرار می‌گیرد. پرسپترون تک لایه به عنوان ابزاری مفید در دسته‌بندی مجموعه‌ای داده به دو کلاس معرفی گردید. رزنبلات همچنین برای قانون آموزش پرسپترون اثبات پایداری ارائه نمود.

توانایی شبکه‌های عصبی در تشخیص الگوها باور نکردنی بود. نتایج اخیر، موجی از علاقه‌مندی در دانشمندان ایجاد نمود ولی این علاقه دیری نپایید. در سال ۱۹۶۹، ماروین مینسکی و سیمور پپرت در رساله‌شان و کتابی به نام پرسپترون‌ها نشان دادند که شبکه عصبی (تک لایه) در جداسازی مجموعه داده‌هایی که به صورت غیرخطی جداپذیرند ضعیف عمل می‌کند حتی در مورد داده‌هایی که توابع ساده‌ای مانند XOR (پای انحصاری) را نمایش می‌دهند. مینسکی و پپرت ضعف‌های دیگری از شبکه‌های عصبی را نیز نشان دادند. به ویژه آنکه اگر تعداد ورودی‌های شبکه عصبی افزایش یابد، زمان آموزش شبکه به صورت نمایی افزایش می‌یابد و در نتیجه بر روی کارایی شبکه محدودیت ایجاد می‌کند.

به علاوه، بسیاری از پژوهشگران، از تابع آموزشی (یا تحریک؟) استفاده می‌کردند که اساساً دارای مشکل بود چون در سراسر خط مشتق‌پذیر نبود. در نتیجه این عوامل، پژوهش و سرمایه‌گذاری در زمینه‌ی شبکه‌ی عصبی به شدت کاهش یافت.

در این سال‌ها معرفی الگوریتم آموزش پس انتشار خطا توسط پل وریس در سال ۱۹۷۴ بود که کار با مسایل بزرگ‌تر را ممکن می‌ساخت. در این الگوریتم به یک نرون اجازه داده می‌شد که خطایش را به لایه‌های تشکیل دهنده‌ی شبکه پس انتشار کند. این روش بعدها و در سال ۱۹۸۶ توسط دیوید روملپهارت، جنوفری هینتون و رونالد ویلیامز به صورت کامل‌تری در آموزش شبکه‌های چند لایه و برای جداسازی داده‌هایی که به صورت خطی جداپذیر نیستند مورد استفاده قرار گرفت. البته این روش در کارهای دیوید پارکر (۱۹۸۲ و ۱۹۸۵) و یان لی کان (۱۹۸۶) نیز آورده شده است. ولی در حقیقت افتخار ابداع این روش به پل وریس می‌رسد که این روش را در رساله‌ی دکترایش در دانشگاه هاروارد سال ۱۹۷۴ ارائه نموده است. دهه ۱۹۷۰ همچنین دهه ظهور نگاشت خود سازمانده (SOM) به وسیله وان در مالسبورگ (۱۹۷۳)، اماری (۱۹۷۷) و گروسبرگ (۱۹۷۶) و حافظه‌های انجمنی توسط کوهونن (۱۹۷۲) و اندرسون (۱۹۷۲) بوده است.

در سال ۱۹۸۲، اتفاقات زیادی موجب علاقه دوباره به شبکه‌ی عصبی شد. جان هپفیلد تک مقاله‌ای در آکادمی ملی علوم ارائه نمود. هدف هپفیلد ارائه مدل ساده‌ای از مغز نبود بلکه ایجاد ابزاری با کارایی بیشتر با استفاده از خطوط دو طرفه بین نرون‌ها بود. تا قبل آن، نرون‌ها فقط در یک مسیر به هم اتصال داشتند. در همان زمان، ریلی و کوپر از یک "شبکه‌هایبرید" چند لایه استفاده کردند که در آن هر لایه استراتژی حل مساله مختلفی داشت.

همچنین در سال ۱۹۸۲، اتفاق دیگری نیز روی داد. کنفرانسی آمریکایی - ژاپنی با عنوان شبکه‌های عصبی همیاری / رقابتی در کیوتوی ژاپن برگزار شد. ژاپن اعلام کرد که نسل پنجم محاسبات وارد دوره جدید مبنی بر تلاش بر روی شبکه‌های عصبی شده است. با انتشار این خبر مجلات آمریکایی این ترس را ایجاد کردند که ممکن است آمریکا در این زمینه عقب بماند و طولی نکشید که سرمایه‌گذاری و در نتیجه پژوهش‌های بیشتر در این زمینه دوباره آغاز شد. شبکه‌های عصبی از این شروع مجدد پژوهش‌ها در ابتدای دهه ۹۰ تا به حال، پیشرفت‌های زیادی به چشم دیده است. مدل‌های مختلف و روش‌های آموزش متنوعی معرفی و توسعه داده شدند و شبکه‌های عصبی در کاربردهای

برای تشخیص الگو، تقریب توابع و مدل‌سازی سیستم‌های دینامیکی خطی و غیرخطی و ... مورد استفاده قرار گرفتند (محمدی تاکامی، ۱۳۸۴).

### ۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده‌ی پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه‌نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نرون عمل کند. که به این ساختار داده گره<sup>۲</sup> گفته می‌شود. بعد با ایجاد شبکه‌ای بین این گره‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. این مدل با تجزیه و تحلیل داده‌های ورودی ارتباطی منطقی بین داده‌ها برقرار می‌کند که ممکن است غیرخطی و نامشخص باشد، سپس با استفاده از این ارتباط منطقی کار شبیه‌سازی را برای موارد احتمالی مشابه انجام می‌دهد.

### ۳-۳- شبکه‌های عصبی بیولوژیکی

به منظور روشن شدن مهم‌ترین خصوصیات شبکه‌های عصبی، مختصری از مشخصات نرون‌های بیولوژیکی در این جا مطرح می‌گردد.

همانطور که شکل ۱-۳، نشان می‌دهند یک نرون بیولوژیکی دارای سه جزء دندریت<sup>۳</sup>، سوما<sup>۴</sup> و آکسون<sup>۵</sup> است که شناخت آنها در درک مفاهیم شبکه‌های عصبی مصنوعی از اهمیت خاصی برخوردار می‌باشد.

---

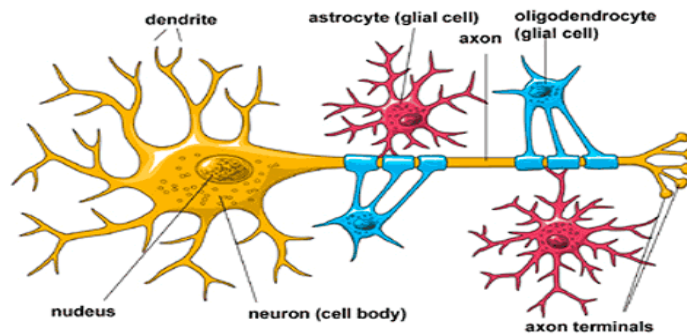
<sup>۱</sup> Artificial Neural Network

<sup>۲</sup> node

<sup>۳</sup> Dendrite

<sup>۴</sup> Soma or cell body

<sup>۵</sup> Axon



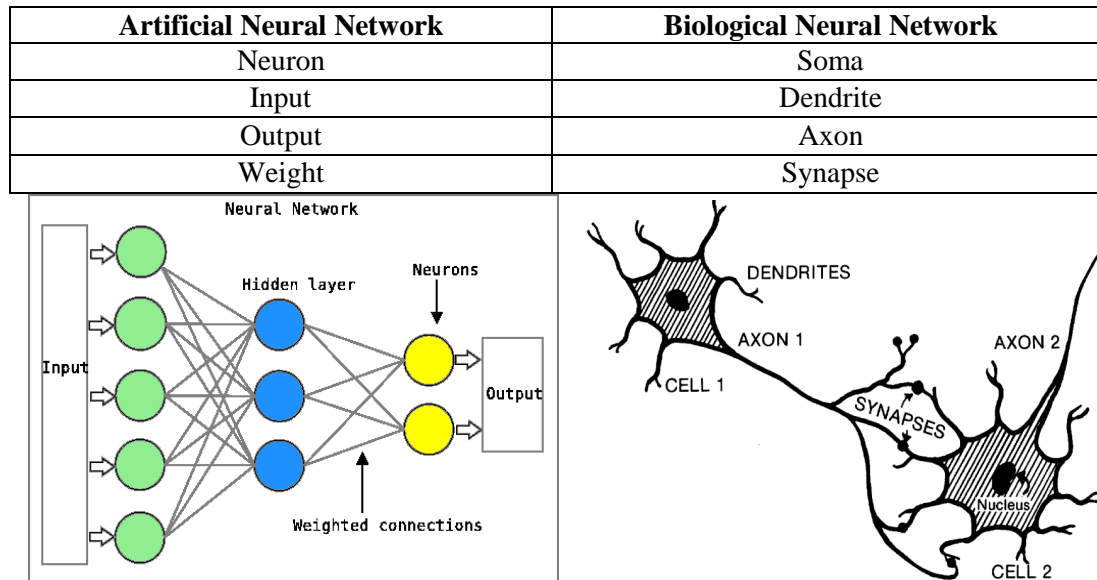
شکل ۳-۱- نمایش یک نرون زیستی

تعداد زیادی دندریت علائم را از سایر نرون‌ها دریافت می‌دارند. علائم، پالس‌های الکتریکی هستند که از طریق واکنش‌های شیمیایی فضای بین سلولی انتقال می‌یابد. انتقال دهنده‌های شیمیایی، علائم دریافتی را اصلاح می‌نمایند (عموماً با مقیاس نمودن فرکانس علائم دریافتی). همانند عملگر  $\Sigma$  در شبکه‌های عصبی مصنوعی، سوما علائم ورودی را جمع می‌نماید (کاوه و ایران-منش، ۱۳۷۸).

اگر این مقدار مجموع ورودی‌ها از یک حد آستانه فراتر رود، در آن صورت پردازشگر فعال می‌شود، بدین معنی که از طریق آکسون علائمی را به سلول بعدی انتقال می‌دهد (کاوه و ایران-منش، ۱۳۷۸). بر اساس مشخصات یک نرون بیولوژیکی، خصوصیات یک پردازشگر عصبی مصنوعی به شرح زیر تعریف گردیده است:

۱. هر پردازشگر علائم متعددی را دریافت می‌نماید.
  ۲. علائم دریافتی با اعمال وزن معین می‌گردند.
  ۳. ورودی‌هایی که بر آنها وزن اعمال شده است در واحد پردازشگر جمع می‌شوند.
  ۴. در شرایط ویژه‌ای (اگر ورودی‌ها به اندازه کافی بزرگ باشند) واحد پردازشگر علائم را به خارج انتقال می‌دهد.
- خروجی از یک پردازشگر ممکن است به تعداد زیادی واحد پردازشگر دیگر انتقال یابد. (کاوه و ایران-منش، ۱۳۷۸).

شکل ۲-۳ تناظر بین شبکه عصبی زیستی و شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد که بیانگر تشابه قابل ملاحظه بین این دو شبکه عصبی می‌باشد.



شکل ۲-۳- شبکه عصبی زیستی و شبکه عصبی مصنوعی

یکی دیگر از خصوصیات مهمی که شبکه‌های عصبی مصنوعی را با شبکه‌های بیولوژیکی شبیه ساخته است تحمل خطا می‌باشد. اولاً ما قادر هستیم اطلاعات جدیدی را که از اطلاعات قبلی متفاوت است تشخیص دهیم. به عنوان مثال قادر هستیم از روی عکس شخصی، تشخیص دهیم که او را تاکنون ندیده‌ایم و یا اینکه شخصی را که بعد از مدت زمان طولانی ندیده‌ایم شناسایی نماییم. ثانیاً ما قادر به تحمل ضایعه در خود شبکه عصبی هستیم. انسان‌ها با شبکه عصبی مشتمل بر یکصد میلیارد نرون عصبی متولد می‌گردند. اکثراً این نرون‌ها در مغز هستند و اکثر آنها پس از مرگشان جانشین نمی‌گردند. اما علی‌رغم از دست دادن متوالی نرون‌ها ما به طور دائم آموزش می‌بینیم و سایر نرون‌ها می‌توانند در بسیاری از موارد آموزش دیده و جای نرون‌های از بین رفته را پر نمایند. بطور مشابهی شبکه‌های عصبی را می‌توان طوری طراحی نمود که نسبت به ضایعات مختصر در شبکه، چون از بین رفتن بعضی اطلاعات و یا بعضی ارتباطها زیاد حساس نباشند.

اصولاً حتی اگر در طراحی یک شبکه مصنوعی رسیدن به شرایط مشابه یک شبکه عصبی بیولوژیکی مورد نظر نباشد، معهداً اعمال چنین شرایطی قدرت محاسباتی شبکه را افزایش می‌دهد. بعنوان مثال

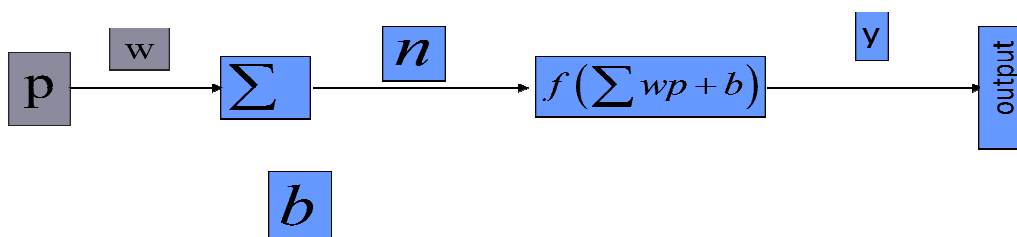
در شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی، تقسیم وظیفه شبکه به وظایف جزئی تر موجب افزایش شباهت شبکه به شبکه‌های بیولوژیکی گردیده و قدرت محاسباتی شبکه افزایش می‌یابد (کاو و ایران-منش، ۱۳۷۸).

### ۳-۴- ساختار شبکه عصبی مصنوعی

#### ۳-۴-۱- نرون مصنوعی

برای نرون مصنوعی نیز اجزای اصلی نرون‌های زیستی در نظر گرفته شده است. نرون‌ها یکسری ورودی (p) را از مسیرهای مختلف دریافت می‌کنند و وزن‌های نرون (W) در هر مسیر بر ورودی‌ها تاثیر گذاشته و به همراه یک مقدار آستانه یا بایاس<sup>۱</sup> (b) به عملگر سلول وارد می‌شود. سلول شبکه عصبی با توجه به نوع تابع تعریف شده مقداری را تولید می‌کند که به سلول یا سلول‌های دیگر یا خروجی شبکه ارائه می‌شود. که نوع تابع و روابط بین ورودی‌ها با توجه به نوع سلول و ساختار تعریف می‌شود (منهاج، ۱۳۸۱).

شکل ۳-۳ یک نرون پرسپترون را نشان می‌دهد که در آن ورودی‌های شبکه (p) در وزن‌ها ضرب شده و با بردار بایاس جمع می‌شود، سپس مقدار آنها به تابع f داده شده و خروجی مورد نظر شبکه (y) تولید می‌گردد.



شکل ۳-۳- مدل ریاضی یک نرون مصنوعی

بدین ترتیب خروجی نرون با معادله زیر تعریف می‌شود:

$$y = f(\bar{P} \times \bar{W} + b) \quad (۱-۳)$$

$$y = f[\sum_{i=1}^n P_i \times W_i + b] \quad (۲-۳)$$

<sup>۱</sup> Bias



که  $\bar{W}$  بردار وزن،  $\bar{P}$  بردار ورودی به نرون،  $b$  وزن بردار بایاس و  $y$  خروجی نرون می‌باشد.  $W_i$  و  $P_i$  به ترتیب ورودی  $i$  ام و وزن ورودی  $i$  ام به نرون می‌باشد.

لازم به ذکر است که یک نرون یا یک لایه به تنهایی قابلیت بسیار کم یا ضعیفی دارد ولی از قرار گرفتن تعدادی از آنها در یک لایه و لایه‌ها در کنار هم توانایی بسیار پیچیده‌ای از خود نشان می‌دهد (منهاج، ۱۳۸۱).

### ۳-۴-۲- لایه<sup>۱</sup>

یک لایه از یک یا چند سلول (نرون) تشکیل می‌شود. سلول‌های قرار گرفته در یک لایه دارای تابع آستانه (تابع محرک<sup>۲</sup>) یکسان می‌باشند و می‌توان برای هر لایه یک تابع آستانه دلخواه انتخاب کرد. همچنین تابع آموزش برای تمام سلول‌های هر لایه یکسان بوده و می‌توان برای هر لایه‌ای تابع آموزش دلخواه در نظر گرفت. مهمترین خصوصیت سلول‌های یک لایه این است که محاسبات آنها همزمان انجام می‌شود یا به عبارت دیگر ابتدا محاسبات مربوط به یک لایه به طور کامل انجام می‌پذیرد و پس از آن محاسبات لایه بعدی انجام می‌شود که نتایج آن در محاسبات لایه بعد موثر خواهد بود. معمولاً لایه‌ای که خروجی آن خروجی نهایی شبکه باشد، به لایه خروجی<sup>۳</sup> موسوم است و لایه‌های دیگر، لایه-های میانی<sup>۴</sup> نامیده می‌شوند.

### ۳-۴-۳- وزن<sup>۵</sup>

این ضریب تعیین می‌کند که اهمیت و ارزش اطلاعاتی که به نرون می‌رسد، چقدر است. مسلماً اگر یکی از اطلاعات ورودی اهمیت زیادی در روند یادگیری شبکه داشته باشد. اهمیت و وزن زیادی را به خود اختصاص می‌دهد و برعکس.

---

<sup>۱</sup> Layer

<sup>۲</sup> Activation function

<sup>۳</sup> Output Layer

<sup>۴</sup> Hidden Layer

<sup>۵</sup> Weight

وزن‌ها نیز می‌توانند مقادیری حقیقی و یا دو حالتی باشند اما معمولاً اعداد حقیقی با مقادیر مثبت برای اتصال‌های محرک و مقادیر منفی برای اتصال‌های بازدارنده در نظر گرفته می‌شود.

### ۳-۴-۴- حافظه

در شبکه‌های عصبی مصنوعی مفهوم حافظه به صورت مقادیر اتصال موجود بین نرون‌ها یا همان وزن‌ها تعریف می‌شود و آموزش در حقیقت روندی است که در آن وزن بین اتصالات نرون‌ها تغییر می‌کند تا به یک نتیجه مشخص و مطلوب برسد و یادگیری پایانی در روند آموزش است و در این حالت وزن بین اتصالات تثبیت می‌شود.

### ۳-۴-۵- توابع محرک

نرون‌ها می‌توانند از توابع محرک متفاوتی جهت تولید خروجی استفاده کنند. نرم افزار Qnet 2000 که به منظور مدل‌سازی در این تحقیق استفاده گردید دارای چهار تابع انتقال سیگموئید<sup>۱</sup>، گوسین<sup>۲</sup>، تانژانت هایپربولیک<sup>۳</sup> و سکانت هایپربولیک<sup>۴</sup> می‌باشد.

### ۳-۴-۵-۱- تابع محرک سیگموئید

از بین توابع موجود در نرم‌افزار Qnet 2000 تابع سیگموئید، تابع پیش فرض می‌باشد و بطور وسیعی در شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی کاربرد دارد. این تابع همچنین مقادیر ورودی را بین صفر و یک محدود می‌کند با این تفاوت که میزان تغییرات آن غیر خطی است. مزیت این تابع در عملکرد آن با ورودی‌های بزرگ و یا کوچک است. هنگامی که مقادیر ورودی به سمت اعداد منفی بزرگ میل کند مقدار صفر و هنگامی که مقادیر ورودی به سمت صفر میل کند مقدار تابع به سمت ۰/۵ و هنگامی که مقادیر ورودی به سمت مقادیر مثبت بزرگ میل کند مقدار تابع به سمت یک میل خواهد کرد. رفتار این تابع در شکل (۳-۶) نشان داده شده است و به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود (راهنمای نرم‌افزار Qnet 2000):

<sup>۱</sup> Sigmoid

<sup>۲</sup> Gaussian

<sup>۳</sup> Hyperbolic Tangent

<sup>۴</sup> Hyperbolic Secant

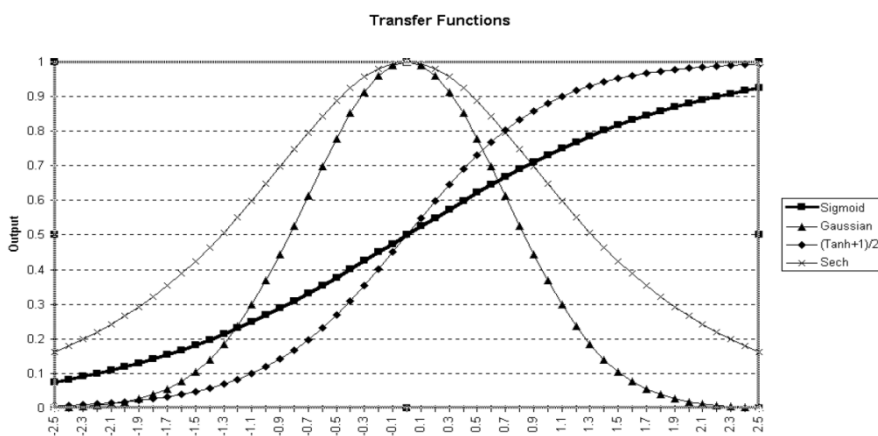
$$f(n) = \text{sig}(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (3-3)$$

### ۳-۴-۲- تابع محرک تانژانت هیپربولیک

تابع محرک دیگر که اغلب توسط بیولوژیست‌ها به عنوان مدل ریاضی از تحریک سلول عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد، تابع تانژانت هیپربولیک است که از نظر شکل شبیه تابع منطقی است:

$$f(n) = \text{tanh}(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (4-3)$$

توابع هیپربولیک قرین با سیگموئید و گوسین، به ترتیب توابع تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک هستند. توابع انتقال سیگموئید، گوسین، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک سیگنال خروجی که توسط هر گره ساخته شده است را به‌نحی می‌نماید. شکل ۳-۴ رفتار هر تابع را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۴ - رفتار توابع محرک مختلف ( راهنمای نرم افزار Qnet 2000 )

### ۳-۵- توانایی‌های شبکه عصبی

#### ۳-۵-۱- قابلیت یادگیری

نرون یک دستگاه غیرخطی است و در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماع این نرون‌ها تشکیل می‌شود نیز یک سیستم کاملاً پیچیده و غیرخطی خواهد بود. به علاوه خاصیت غیرخطی عناصر پردازش، در کل شبکه توزیع می‌گردد. پیاده‌سازی یک سیستم با یک نگاشت غیرخطی و یا خطی پیچیده به وسیله یک الگوریتم معمولی و بدون قابلیت یادگیری نیاز به دقت و مراقبت زیادی دارد. در چنین حالتی سیستمی که بتواند خود این رابطه را استخراج کند، بسیار سودمند به نظر می‌رسد. خصوصاً

افزودن مثال‌های احتمالی در آینده به یک سیستم با قابلیت یادگیری، به مراتب آسان‌تر از انجام آن در یک سیستم بدون چنین قابلیت‌هایی است. قابلیت یادگیری یعنی توانایی تنظیم پارامترهای شبکه (وزن-های سیناپسی)، هنگامی که محیط شبکه تغییر می‌کند و شبکه شرایط جدید را تجربه می‌کند. با این هدف که اگر شبکه برای یک وضعیت خاص آموزش دید و تغییر کوچکی در شرایط محیطی آن (وضعیت خاص) رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید کارآمد باشد. دیگر اینکه اطلاعات در شبکه‌های عصبی در سیناپس‌ها ذخیره می‌گردد و هر نرون در شبکه به صورت بالقوه از کل فعالیت سایر نرون‌ها متأثر می‌شود. در نتیجه اطلاعات از نوع مجزا از هم نبوده بلکه متأثر از کل شبکه است.

آنچه که شبکه عصبی فرا می‌گیرد (اطلاعات و یا دانش)، در وزن‌های سیناپسی مستتر می‌باشد. رابطه-ی یک به یک بین ورودی‌ها و وزن‌های سیناپسی وجود ندارد. می‌توان گفت که هر وزن سیناپسی مربوط به همه‌ی ورودی‌ها است ولی به هیچ یک از آنها به طور منفرد و مجزا مربوط نیست. به عبارت دیگر هر نرون در شبکه، از کل فعالیت سایر نرون‌ها متأثر می‌باشد. در نتیجه اطلاعات توسط شبکه-های عصبی پردازش می‌شوند. براین اساس، چنانچه بخشی از سلول‌های شبکه حذف شوند و یا عملکرد غلط داشته باشند باز هم احتمال رسیدن به پاسخ صحیح وجود دارد. اگر چه این احتمال برای تمام ورودی‌ها کاهش یافته، ولی برای هیچ یک از بین نرفته است (منهاج، ۱۳۸۱).

### ۳-۵-۲- قابلیت تعمیم‌دهی

پس از این که داده‌های اولیه به شبکه آموزش داده شد، شبکه می‌تواند در مقابل داده‌های آموزش داده نشده قرار گیرد و یک خروجی مناسب ارائه نماید. این خروجی بر اساس یک مکانیزم تعمیم که همان درون یابی است، بدست می‌آید. به عبارت روشن‌تر، شبکه تابع نگاشت بین دسته‌های ورودی و خروجی را بدون اینکه دقیقاً بداند چیست، یاد می‌گیرد و الگوریتم را می‌آموزد و یا رابطه تحلیلی مناسب را برای تعدادی نقاط در فضا بدست می‌آورد (منهاج، ۱۳۸۱).

### ۳-۵-۳- مقاوم بودن شبکه در مقابل خطا

در یک شبکه عصبی مصنوعی هر سلول به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه برآیند رفتار-های محلی سلول‌های متعدد است. این ویژگی باعث می‌شود تا خطاهای محلی از چشم خروجی نهایی دور بماند. به عبارت دیگر سلول‌ها در یک روند همکاری، خطاهای محلی یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش قابلیت مقاوم بودن (تحمل پذیری خطاها) در سیستم می‌گردد (منهاج، ۱۳۸۱).

### ۳-۶- آموزش شبکه‌های عصبی

هدف از به کار بردن شبکه عصبی مصنوعی برای حل یک مساله، بدست آوردن خروجی مناسب با توجه به داده‌های ورودی است. حال اینکه مقدار خروجی بدست آمده چقدر با مقدار واقعی آن اختلاف دارد، بستگی به آموزش شبکه و انتخاب وزن‌ها و بایاس‌های مناسب برای لایه‌ها دارد. نحوه یادگیری در شبکه‌های عصبی به دو صورت انجام می‌گیرد:

۳-۶-۱- آموزش بدون ناظر<sup>۱</sup> : وزن‌ها فقط بر اساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی مطلوب وجود ندارد تا با مقایسه خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا وزن‌ها اصلاح شود. وزن‌ها فقط بر اساس اطلاعات الگوهای ورودی به هنگام می‌شوند. هدف استخراج مشخصه‌های الگوهای ورودی بر اساس راهبرد خوشه‌یابی و یا دسته‌بندی و تشخیص شباهت‌ها (تشکیل گروه‌هایی با الگوی مشابه) می‌باشد، بدون اینکه خروجی یا کلاس‌های متناظر با الگوهای ورودی از قبل مشخص باشد. این یادگیری معمولاً بر پایه شیوه برترین هم‌خوانی انجام می‌گیرد. شبکه بدون نظارت وزن‌های خود را بر پایه خروجی حاصل شده از ورودی تغییر می‌دهد تا در برخورد بعدی پاسخ مناسبی را برای این ورودی داشته باشد. در نتیجه شبکه یاد می‌گیرد چگونه به ورودی پاسخ بدهد. اصولاً هدف این است که با تکنیک نورون غالب، نورونی که بیشترین تحریک آغازین را دارد برگزیده شود. بنابر این در شبکه‌های بدون نظارت یافتن نرون غالب یکی از مهمترین کارها است.

---

<sup>۱</sup> Unsupervised

۳-۶-۲- آموزش با ناظر<sup>۱</sup> : به ازای هر دسته از الگوهای ورودی خروجی‌های متناظر نیز به شبکه نشان داده می‌شود و تغییر وزن‌ها تا موقعی صورت می‌گیرد که اختلاف خروجی شبکه به ازای الگوهای آموزشی از خروجی‌های مطلوب در حد خطای قابل قبولی باشد. در این روش‌ها یا از خروجی‌ها به وزن‌ها ارتباط وجود دارد یا خلاً به صورت پسانتشار از لایه خروجی به ورودی توزیع شده است و وزن‌ها اصلاح می‌شوند. هدف طرح شبکه‌ای است که ابتدا با استفاده از داده‌های آموزشی موجود، آموزش ببیند و سپس با ارائه بردار ورودی به شبکه که ممکن است شبکه آن را قبلاً فراگرفته یا نگرفته باشد کلاس آن را تشخیص دهد. چنین شبکه‌ای به طور گسترده برای کارهای تشخیص الگو به کار گرفته می‌شود.

### ۳-۷- الگوریتم‌های آموزش

دو تا از ساده‌ترین و معروف‌ترین الگوریتم‌های آموزش، الگوریتم‌های گرادیان نزولی و گرادیان نزولی با مومنتوم می‌باشند. اغلب این دو روش برای کاربردهای عملی خیلی کند بوده و از الگوریتم‌های سریع-تری که ده تا صد برابر سریع‌تر از الگوریتم‌های فوق می‌باشند، استفاده می‌گردد.

الگوریتم‌های سریع در دو دسته قرار می‌گیرند، دسته اول تکنیک‌های ابتکاری هستند که از تحلیل-های اجرای الگوریتم سریع‌ترین افت استاندارد توسعه یافته‌اند. از تکنیک‌های ابتکاری تکنیک مومنتوم، پس انتشار خطا و ... می‌باشند. دسته دوم از الگوریتم‌های سریع، تکنیک‌های استاندارد عددی بهینه-سازی است که این تکنیک‌ها در سه دسته گرادیان مزدوج، شبه نیوتن و لونبرگ-مارکوارت می‌باشند (کیا، ۱۳۸۹). همانطور که ملاحظه می‌شود، به منظور آموزش شبکه و اصلاح وزن‌ها تا رسیدن به یک خطای معنادار، روش‌های بسیار زیادی وجود دارد که یکی از مشهورترین این روش‌ها، الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد که برای شبکه‌های پرسپترون چند لایه به کار می‌رود. بدین منظور در ادامه به توضیح مختصری درباره‌ی این روش پرداخته می‌شود.

---

<sup>۱</sup> Supervised

### ۳-۷-۱- الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۱</sup>

این الگوریتم که در سال ۱۹۸۶ توسط روملهارت و مک کلیلاند پیشنهاد گردید، در شبکه‌های عصبی پیشخور<sup>۲</sup> مورد استفاده قرار می‌گیرد. پیشخور بودن به این معناست که نرون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و خروجی ( سیگنال ) خود را رو به جلو می‌فرستند. واژه‌ی پس انتشار نیز به معنای این است که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح کنند و پس از آن، مجدداً ورودی مسیر پیش سوی خود تا خروجی را تکرار کند. روش پس انتشار خطا از روش‌های با نظارت است به این مفهوم که نمونه‌های ورودی برچسب خورده‌اند و خروجی مورد انتظار هر یک از آنها از پیش دانسته است. لذا خروجی شبکه با این خروجی‌های ایده آل مقایسه شده و خطای شبکه محاسبه می‌گردد ( نیک منش، ۱۳۸۸).

### ۳-۸- انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی

به طور کلی شبکه‌های عصبی به دو نوع شبکه‌های پیشخور و پسخور تقسیم می‌شوند. تفاوت آنها در این است که در شبکه‌های پسخور، حداقل یک سیگنال برگشتی از یک نرون به همان نرون یا نرون‌های همان لایه و یا لایه‌ی قبل وجود دارد. در بیشتر موارد، شبکه‌های عصبی پسخور می‌توانند بسیار مفید واقع شوند ولی با این حال، در ۸۰ درصد کاربردها از شبکه‌های عصبی پیشخور استفاده می‌شود (منهاج، ۱۳۸۴).

از انواع شبکه‌های عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

( ۱ ) شبکه عصبی پرسپترون که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه شاخه‌ای از این نوع شبکه می‌باشد.

( ۲ ) شبکه عصبی هاپفیلد

( ۳ ) شبکه عصبی همینگ

---

<sup>۱</sup> Error back propagation algorithm

<sup>۲</sup> Feed forward

۴) شبکه عصبی کوهنن

۵) شبکه عصبی انتشار رو به عقب

۶) شبکه عصبی تاخیر زمانی

۷) شبکه عصبی انتشار متقابل

۸) شبکه Radial Basis Function (RBF)

۹) شبکه آدلاین

### ۳-۸-۱- شبکه‌های عصبی پرسپترون

یکی از مهمترین شبکه‌های عصبی که در مهندسی جایگاه خاصی دارد و از زمره‌ی کاربردی‌ترین شبکه‌ها به شمار می‌رود، شبکه‌های پرسپترون هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، یک نگاشت غیرخطی را به دقت انجام دهند که این همان خواسته بسیاری از مسائل فنی مهندسی است که می‌تواند توسط این شبکه‌ها مطرح شود.

پرسپترون یک شبکه غیربازگشتی است که از یک الگوریتم آموزش باناظر بهره می‌گیرد. بنابراین، دسته‌های آموزشی آن شامل مجموعه‌ای از بردارهای ورودی همراه با بردارهای هدف دلخواهشان است. در این شبکه بردارهای ورودی شامل حدود پیوسته‌ای از مقادیر است اما بردارهای هدف شامل اعداد باینری یعنی صفر و یک هستند که بعد از آموزش تولید می‌شوند.

$$a_{out} = f(W \times P + b) \quad (۵-۳)$$

که در رابطه‌ی (۵-۳)،  $W$  وزن،  $P$  مقدار ورودی،  $b$  بایاس و  $a_{out}$  مقدار خروجی می‌باشد.

برای آموزش شبکه پرسپترون تک لایه<sup>۱</sup> زوج بردارهای آموزشی شامل بردارهای ورودی و بردارهای هدف به شبکه داده می‌شود. سپس ماتریس وزن با درایه‌های کوچکی برای همه وزن‌های شبکه به صورت تصادفی فرض می‌شود. بردار ورودی در ماتریس وزن ضرب شده و تابع تحریک حدی باینری (sign) به این بردارهای وزن دار اعمال می‌شود.

---

<sup>۱</sup> (SLP) Single Layer Perceptron



$$a_j = \begin{cases} 1 & \sum(WP + b) > \theta_j \\ 0 & \sum(WP + b) \leq \theta_j \end{cases} \quad (۶-۳)$$

$\theta_j$ : مقدار حدی مربوط به سلول عصبی  $j$  است.

اکنون می‌توانیم مقدار خطا برای هر سلول عصبی را به صورت اختلاف خروجی عملی و خروجی هدف محاسبه نماییم.

$$error_i = t_i - a_i \quad (۷-۳)$$

با داشتن مقدار خطا وزن‌ها اصلاح می‌گردند و این عمل اصلاح وزن‌ها آنقدر تکرار می‌شود تا مقدار خطای شبکه به حد قابل قبول برسد.

$$W_i(K + 1) = W_{ij}(k) + \alpha \times P_i \times error_j \quad (۸-۳)$$

که در این رابطه:

$\alpha$  : مقدار ثابت مثبت کوچکتر از یک است که نرخ یادگیری را تعیین می‌کند.

$P_i$  : بردار داده‌های ورودی است.

الگوریتم ارائه شده برای شبکه‌های پرسپترون تک لایه ارائه شده است. شبکه‌های تک لایه از این مشکل اساسی برخوردارند که تنها توانایی حل آن دسته از مسائل طبقه‌بندی را دارند که به طور خطی از هم مستقل‌اند و از حل بسیاری از مسائل و طبقه‌بندی الگوهایی که در فضای ورودی به طور خطی از هم جداناپذیرند ناتوان می‌باشد.

این ناتوانی‌ها توسط الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا ( $BP$ ) برای شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه مرتفع می‌شود.

### ۳-۸-۲- شبکه‌های پرسپترون چند لایه<sup>۱</sup> (MLP)

شبکه‌های پرسپترون چند لایه از نوع شبکه‌های عصبی پیشخور هستند.

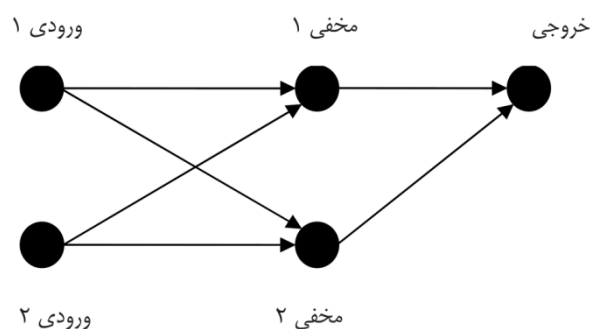
<sup>۱</sup> Multi Layer perceptron

در شبکه‌های پرسپترون چند لایه هر نرون در هر لایه به تمام نرون‌های لایه قبل متصل می‌باشد. به چنین شبکه‌هایی، شبکه‌های کاملاً مرتبط گویند (منهاج، ۱۳۸۴). به عبارتی دیگر جریان سیگنال شبکه در یک مسیر پیشخور صورت می‌گیرد که از لایه‌ی ورودی شروع شده و به لایه خروجی ختم می‌گردد.

عموماً در شبکه‌های چند لایه پرسپترون دو نوع سیگنال استفاده می‌شود که با هم متفاوت می‌باشند. دسته اول سیگنال‌های تابعی که بر اساس ورودی‌های هر نرون و پارامترهای وزن و تابع محرک نظیرش محاسبه می‌شوند و دسته دوم سیگنال‌های خطا که با برگشت از لایه خروجی و منشعب شدن به لایه‌های پنهان دیگر محاسبه می‌شوند.

تعداد نرون‌های لایه پنهان بستگی به نظر طراح شبکه دارد و با سعی و خطا بدست می‌آید. در صورت کافی نبودن تعداد نرون‌ها، شبکه قادر نخواهد بود نداشت دقیقی بین بردارهای ورودی و خروجی ایجاد کند. در خروجی هر نرون از شبکه MLP یک تابع خطی قرار دارد و فرآیند یادگیری در تمام نرون‌ها و لایه‌ها صورت می‌گیرد. همه وزن‌ها و بایاس‌هایی که در شبکه قرار دارند در طول فرآیند یادگیری قابل تغییر هستند.

شکل ۳-۵ شمای یک شبکه پرسپترون چند لایه را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۵- شبکه پرسپترون چند لایه (روملهارت و همکاران، ۱۹۸۶)

توجه به این نکته حائز اهمیت است که در شکل ۳-۵، هر دایره تجمیع شده عمل جمع و آستانه-گذاری (عبور از تابع غیرخطی سیگموئید) است. در حقیقت هر دایره در شکل ۳-۵، مدلی است از

جمع‌کننده و بلوک آستانه‌گذاری نشان داده شده در شکل ۳-۵، که به منظور سهولت به این فرم نشان داده شده است.

### ۳-۹- نحوه ارائه داده‌ها به شبکه

برای اینکه یک شبکه عصبی راحت‌تر و سریع‌تر آموزش ببیند لازم است که بعضی از داده‌هایی که بیرون از محدوده معمول داده‌ها هستند از آموزش شبکه کنار گذاشته شوند. کاهش مقادیر آموزشی یکی از روش‌های بسیار مفید برای همگرایی سریع شبکه به شمار می‌رود.

نکته دیگری که باید مورد توجه قرار داد نحوه برخورد توابع تحریک سیگموئید و تانژانت هیپربولیک نسبت به مقادیر ورودی به این توابع است. چنانچه عدد ورودی به آنها نسبتاً بزرگ باشد، این توابع نمی‌توانند به خوبی عمل کنند زیرا حاصل این مقادیر به صفر، [۱ و یا -۱] همگرا می‌شود و شبکه در مقابل جداسازی و شناخت نمونه‌ها از یکدیگر دچار مشکل می‌شود. با افزایش مقدار ورودی تابع، متمایز ساختن خروجی آن نیاز به دقت بالایی دارد. بنابراین بهتر است داده‌های ورودی به شبکه بین اعداد +۱، -۱ محدود شوند تا با این کار تابع سیگموئید نسبت به داده‌های ورودی حساس‌تر شود بنابراین سرعت آموزش افزایش می‌یابد. برای رهایی از این مشکل باید اطلاعات ورودی را کوچک‌سازی کنیم. این کار به سادگی با استفاده از قاعده زیر انجام می‌گیرد. این کوچک‌سازی اعداد می‌تواند خطی و یا غیرخطی باشد که معمول‌ترین آنها تابع خطی زیر است که داده‌ها را بین ( +۱ و -۱ ) محدود می‌کند.

$$S = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (9-3)$$

که در آن  $x_{min}$  و  $x_{max}$  به ترتیب کوچکترین و بزرگترین مقادیر ورودی در محدوده مقدار واقعی آنها می‌باشند و  $S$  عدد نرمال شده به ازای هر عدد واقعی  $X$  می‌باشد.

نکته مهم دیگری که باید در مورد شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شود این است که یک شبکه نمی‌تواند برون‌یابی کند. یعنی هنگام آزمایش داده‌ای خارج از محدوده آموزش شبکه باشد، شبکه قادر نخواهد بود پاسخ قابل‌قبولی در ازای این داده از خود نشان دهد. پس باید داده‌هایی که به یک شبکه

آموزش داده می‌شوند، محدوده داده‌هایی را که در آینده برای حل مسائل استفاده خواهند شد در بر بگیرند.

پیش از شروع شبیه‌سازی، باید داده‌های ورودی را به دو گروه تقسیم نمود:

۱. **داده‌های آموزش<sup>۱</sup>**: این داده‌ها از میان داده‌های برچسب‌دار و به منظور آموزش شبکه به کار می‌روند. عمدتاً از میان کل داده‌ها ۶۰ درصد تا ۷۰ درصد آن‌ها را (به طور تصادفی یا با یک پیش فرض) به عنوان داده‌های آموزش انتخاب می‌کنند. پس از آن که شبکه توسط این داده‌ها آموزش دید، وزن‌ها مقدار نهایی خود را یافته‌اند به نحوی که شبکه برای داده‌های آموزش، کمترین خطا را بدست می‌دهد.

۲. **داده‌های صحت‌یابی<sup>۲</sup>**: پس از آنکه شبکه توسط داده‌های آموزش تا رسیدن به حداقل خطا آموزش یافت، ما بقی داده‌ها (۳۰ درصد تا ۴۰ درصد باقی مانده) که در آموزش نقشی نداشته‌اند، به عنوان ورودی به شبکه داده شده و پاسخ شبکه با پاسخ مطلوب (برچسب آنها) مقایسه می‌گردد و بدین ترتیب راندمان شبکه آموزش دیده محک زده می‌شود.

در حال حاضر، شبکه‌های عصبی فراوانی از تلفیق ویژگی‌های مختلف به وجود آمده‌اند که در مسائل مختلف از قبیل شناسایی الگو، تصمیم‌گیری، حل مسائل مهندسی و حل مسائل آماری و ... مورد استفاده قرار می‌گیرد و با توجه به این پیشرفت‌های انجام شده در زمینه شبکه عصبی مصنوعی نرم افزارهای زیادی در این زمینه نوشته شده که می‌توان به نرم افزارهای *Neuralworks*، *Neuro solution*، *Qnet 2000*، *Nero* و *Qnet 2000* و جعبه ابزار شبکه عصبی مصنوعی در *Matlab* اشاره نمود که در این پروژه از نرم افزار *Qnet 2000* به منظور مدلسازی استفاده گردید.

---

<sup>۱</sup> Train

<sup>۲</sup> Test

# فصل چهارم

## مواد و روشها

#### ۴-۱- مقدمه

در این فصل به نوع خاک و ماده‌ی آلاینده‌ی انتخاب شده در مجموعه‌ی آزمایش‌ها، توضیح مختصری در مورد مدل فیزیکی ساخته شده به منظور بدست آوردن داده‌ها و معرفی داده‌های اندازه‌گیری شده توسط چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹) و همچنین معرفی مدل‌های استفاده شده در این تحقیق و نحوه اجرای آنها پرداخته شده است.

#### ۴-۲- مجموعه‌ی آزمایش‌ها

هدف از انجام آزمایش‌ها توسط چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹) محاسبه‌ی ضریب انتشارپذیری در فواصل انتقال مختلف و به روش آزمایشگاهی، به منظور بررسی اثر فاصله‌ی انتقال بر ضریب انتشارپذیری در خاک-های ماسه‌ای همگن و در حالت افقی بوده است.

بدین منظور آنها ملزم به استفاده از مدل فرید-کامبرنوس برای محاسبه ضریب انتشار هیدرودینامیکی (D) شدند تا پس از آن، با قرار دادن مقادیر به دست آمده در رابطه‌ی  $D = \alpha \cdot v$ ، مقادیر ضریب انتشارپذیری در محیط متخلخل ( $\alpha$ ) را محاسبه نمایند.

آنها به این منظور پارامترهای مورد نیاز در رابطه‌ی فرید-کامبرنوس و همچنین پارامترهای موثر بر ضریب انتشارپذیری را در محیط آزمایشگاه اندازه‌گیری نمودند.

قابل ذکر است که ضریب انتشارپذیری به عوامل مختلفی از جمله بافت، مقدار ناهمگنی خاک، شدت جریان آب در خاک، مقدار رطوبت، مقیاس پژوهش و ... بستگی دارد (عباسی، ۱۳۸۶).

حرکت آب، املاح و آلاینده‌ها در خاک نیز به عوامل مختلفی از جمله هدایت هیدرولیکی، شیب هیدرولیکی، اندازه و توزیع خلل و فرج خاک و تخلخل و ... وابسته است (عباسی، ۱۳۸۶).

در ذیل به توضیح مختصری درباره‌ی نحوه‌ی انجام آزمایش‌ها توسط چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹) می‌پردازیم.

#### ۴-۲-۱- انتخاب خاک آزمایش

آنها در مجموعه‌ی آزمایش‌های خود از خاک ماسه‌ای در پنج اندازه و در محدوده‌ی ماسه‌های بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیارریز ( که از تنوع بیشتری نسبت به سایر مطالعات برخوردار بود)

استفاده کردند. علت این انتخاب، عدم وجود واکنش‌های شیمیایی - زمین‌شناسی در خاک‌های ماسه-ای می‌باشد که این خاصیت، انتقال آلاینده را در خاک، بدون واکنش با ذرات خاک در طول مسیر حرکتش میسر می‌نماید. دلیل دیگر، جنس آبخوان‌های طبیعی است که مواد تشکیل‌دهنده‌ی آنها، ماسه، شن و یا سنگریزه‌هایی می‌باشد که هنوز تحکیم نیافته‌اند (باوئر، ۱۹۷۸). خاک ماسه‌ای بسیار درشت عبوری از الک ۱۰ و مانده بر الک ۱۴، درشت بین الک‌های ۱۴ و ۱۸، متوسط بین الک‌های ۱۸ و ۲۵، ریز بین الک‌های ۲۵ و ۳۵ و خاک ماسه‌ای بسیار ریز بین الک‌های ۳۵ و ۵۰ بوده است که در آن الک ۱۰ دارای مش‌های با قطر ۲ میلی‌متر، الک ۱۴ دارای مش با قطر ۱/۴ میلی‌متر، الک ۱۸ دارای مش با قطر ۱ میلی‌متر، الک ۲۵ دارای مش با قطر ۰/۷۱ میلی‌متر، الک ۳۵ دارای مش با قطر ۰/۵ میلی‌متر و الک ۵۰ دارای مش با قطر ۰/۳ میلی‌متر بوده است. طبقه‌بندی خاک‌ها بر اساس استاندارد ASTM بوده و از آنجایی که برای تهیه‌ی هر یک از نمونه‌ها تقریباً از دو الک متوالی استفاده گردیده است لذا نمونه‌ها یقیناً همگن بوده و نیازی به محاسبه‌ی ضریب یکنواختی  $C_u$  نمی‌باشد.

لذا با توجه به اندازه‌ی حداکثر و حداقل قطر ذرات نمونه‌های خاک، متوسط قطر ذرات نمونه‌ها یا  $D_{50}$  تعیین شده است. قابل ذکر است که به علت امکان‌پذیر نبودن اندازه‌گیری قطر خلل و فرج در خاک و از آنجایی که قطر خلل و فرج تابعی از قطر ذرات متشکله خاک است، لذا به جای قطر خلل و فرج از قطر ذرات خاک استفاده می‌شود (بای بوردی، ۱۳۷۹).

قطر متوسط ذرات بدست آمده برای خاک‌های ماسه‌ای بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیار ریز به ترتیب ۱/۷۰، ۱/۲۰، ۰/۸۵، ۰/۶۰، ۰/۳۵ میلی‌متر می‌باشد.

برای محاسبه‌ی سایر مشخصات فیزیکی خاک‌های ماسه‌ای، وزن مخصوص حقیقی آنها ۲/۶۵ گرم بر سانتی‌متر مکعب فرض شده است. برای مشخص شدن وزن مخصوص ظاهری خاک‌ها، در آزمایش‌های متعدد، حجم مشخصی از خاک داخل تانک آزمایشگاهی تخلیه شده، سپس خاک‌های تخلیه شده در کوره با دمای ۱۰۵ درجه سانتی‌گراد به مدت ۲۴ ساعت خشک شده و با ترازوهای دیجیتالی به دقت

توزین شده‌اند و در نهایت با استفاده از روابط (۱-۴) و (۲-۴)، وزن مخصوص ظاهری و تخلخل خاک‌ها محاسبه شده است (بای بوردی، ۱۳۷۹):

$$\rho_b = \frac{M}{V_s} \quad (۱-۴)$$

$$n = 1 - \frac{\rho_b}{\rho_s} \quad (۲-۴)$$

که:

$\rho_b$  : وزن مخصوص ظاهری خاک خشک ( گرم بر سانتی‌متر مکعب )

$M$  : جرم دانه‌های خاک خشک ( گرم )

$V_s$  : حجم خاک ( سانتی‌متر مکعب )

$n$  : تخلخل خاک‌ها ( اعشاری )

$\rho_s$  : وزن مخصوص حقیقی ذرات خاک ( ۲/۶۵ گرم بر سانتی‌متر مکعب )

وزن مخصوص ظاهری یا  $\rho_b$  بدست آمده برای خاک‌های ماسه‌ای بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیار ریز به ترتیب ۱/۵۹، ۱/۶۲، ۱/۶۴، ۱/۶۲، ۱/۶۲، ۱/۶۲، ۱/۶۲ گرم بر سانتی‌متر مکعب محاسبه گردیده است.

تخلخل یا  $n$  بدست آمده نیز به ترتیب شامل ۰/۴۰، ۰/۳۹، ۰/۳۸، ۰/۳۹ و ۰/۳۹ می‌باشد.

یکی از تفاوت‌های مهم و واضح خاک‌های ماسه‌ای، میزان هدایت هیدرولیکی اشباع خاک‌ها است که در این آزمایش‌ها متوسط هدایت هیدرولیکی اشباع خاک‌های ماسه‌ای بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیار ریز به ترتیب  $۹/۷۵ \times 10^{-3}$ ،  $۷/۴۷ \times 10^{-3}$ ،  $۵/۲۹ \times 10^{-3}$ ،  $۲/۰۸ \times 10^{-3}$  و  $۰/۹۳ \times 10^{-3}$  متر بر ثانیه به دست آمده است.

#### ۴-۲-۲- انتخاب ماده‌ی آلاینده

در بیشتر مطالعات آزمایشگاهی انتقال آلاینده‌های پایدار، از برومید، کلرید سدیم یا آب اکسیژنه ( $H_2O_3$ ) به عنوان آلاینده‌ی خنثی یا غیر جذبی<sup>۱</sup> استفاده شده است. چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹) از میان سه

<sup>۱</sup>Non-Sorptive



آلاینده‌ی مذکور، کلرید سدیم را به عنوان آلاینده‌ی پایدار برای کلیه‌ی آزمایش‌های خود انتخاب کردند. آنها دلایل انتخاب این ماده را قابل دسترس بودن، بی‌خطر بودن، سهولت و دقت اندازه‌گیری غلظت آن به کمک دستگاه هدایت‌سنج<sup>۱</sup> ذکر کرده‌اند. کلرید سدیم مورد استفاده، نمک دریا انتخاب گردیده است که فاقد هر گونه رسوب بوده و در طی آزمایش، نوع آن تغییر نکرده است. آنها همچنین محلول کلرید سدیم را با هدایت الکتریکی ۱۴ dS/m (در حدود ۹ گرم در لیتر) برای همه‌ی آزمایش‌ها مورد استفاده قرار دادند. غلظت ۹ گرم در لیتر بر اساس مطالعات صورت گرفته، نمونه‌ای از غلظت یون کلر ( $Cl^-$ ) در شیرابه‌ی محل‌های دفن زباله و یا نمونه‌ای از غلظت جمع‌آوری شده‌ی یون سدیم ( $Na^+$ ) یا یون‌های مشابه دیگر مانند پتاسیم ( $K^+$ ) می‌باشد (آیوتامونو، ۱۹۹۸). این نکته علت انتخاب غلظت ۹ گرم بر لیتر محلول کلرید سدیم را توسط چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) بیان می‌نماید.

#### ۴-۲-۳- مدل فیزیکی ساخته شده به منظور بدست آوردن داده‌ها

چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) برای بدست آوردن داده‌ها از یک مدل فیزیکی به شکل تانک مستطیلی از جنس پلکسی گلاس و ورق فلزی به طول ۱۵۵۰ میلی‌متر، عرض ۱۰۰ میلی‌متر و ارتفاع ۶۰۰ میلی‌متر استفاده نمودند (شکل ۴-۱) که در آن تانک دارای سه قسمت ورودی، محیط متخلخل و خروجی بوده و طول قطعه ورودی آلاینده ۱۰۰ میلی‌متر، طول قطعه محیط متخلخل ۱۳۵۰ میلی‌متر و طول قطعه خروجی ۱۰۰ میلی‌متر انتخاب گردیده است. آنها به منظور یک بعدی کردن جریان، به استناد مطالعات قبلی، بین قطعات مختلف تانک، از صفحات مشبک از جنس تور فلزی استفاده کرده‌اند. ارتفاع آب در تنظیم کننده، قطعه‌ی ورودی، محیط متخلخل و قطعه‌ی خروجی تانک در شرایط پایا (سکون) هم تراز بوده و با ایجاد اختلاف پتانسیل بین قطعه‌ی ورودی و قطعه‌ی خروجی تانک، شدت جریان انتقال مورد نیاز ایجاد شده است.

به منظور تأمین شدت جریان ثابت عبوری از داخل تانک، منابع آب و آلاینده به یک تنظیم کننده با ارتفاع ثابت هیدرولیکی (قابل تنظیم برای هر آزمایش) متصل بوده و جریان پس از عبور از تنظیم

---

<sup>۱</sup> Conductivity Meter

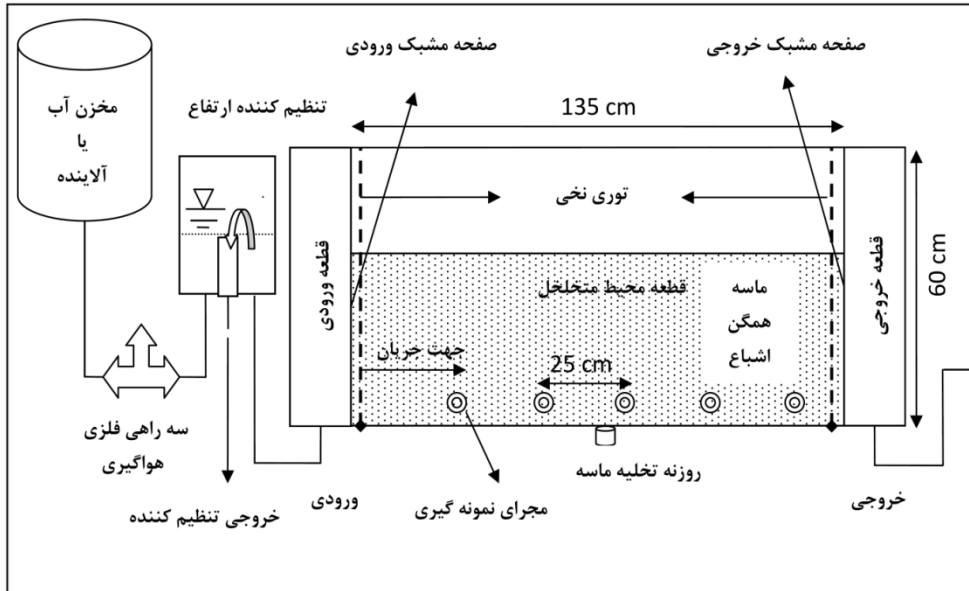
کننده وارد قسمت ورودی تانک می‌شده و همچنین جریان اضافی ( بیشتر از شدت جریان ثابت آزمایش ) نیز از داخل تنظیم کننده سرریز می‌شده است.

به منظور نمونه‌گیری در فواصل مختلف، در طول محیط متخلخل مجراهای نمونه‌گیری با فواصل ۲۵ سانتی‌متری از یکدیگر تعبیه شده بود و تمام نمونه‌گیرها در فاصله‌ی ۵ سانتی‌متری از کف تانک و آخرین نمونه‌گیر در فاصله‌ی ۱۰ سانتی‌متری از صفحه‌ی مشبک خروجی تانک قرار داشت. نمونه‌گیرها طوری در عرض تانک جاسازی شده بودند که از تمامی ضخامت تانک امکان نمونه‌گیری وجود داشته باشد. لوله‌های سوند که به تنظیم کننده‌ی سرم مجهز شده بودند، به انتهای لوله‌های مسی متصل گردیده بودند تا امکان نمونه‌گیری آسان با هر شدت جریانی از هر یک از لوله‌ها فراهم گردد.

در آزمایش‌ها، شدت جریان عبوری، مشابه تحقیقات انجام گرفته قبلی (آل طبا و همکاران، ۲۰۰۰؛ پیکنس و گریساک، ۱۹۸۱a)،  $۱۷/۵۸ \times ۱۰^{-۵}$ ،  $۱۴/۰۶۳ \times ۱۰^{-۵}$ ،  $۱۱/۲۵ \times ۱۰^{-۵}$ ،  $۹ \times ۱۰^{-۵}$  و  $۷/۲ \times ۱۰^{-۵}$  متر در ثانیه در نظر گرفته شده که در طی آزمایش‌ها ثابت نگه داشته شده است. همچنین شدت جریان انتقال از طریق جمع کردن جریان از خروجی مدل محاسبه گردیده است. منابع ذخیره‌ی آب و آلاینده به منظور تأمین فشار مورد نیاز روی سکویی با ارتفاع مناسب (حدود ۲۰۰ سانتی‌متر) قرار داشته‌اند. جریان آب یا آلاینده به وسیله لوله‌های پلاستیکی از منابع ذخیره به یک سهرای فلزی منتقل می‌شده که به منظور هواگیری لوله‌های انتقال و جلوگیری از متلاطم شدن آب داخل تنظیم کننده، یکی از شاخه‌های فرعی سهرای فلزی وظیفه هواگیری لوله‌های انتقال را به عهده داشته است، شاخه دوم سهرای فلزی، آب یا آلاینده را به تنظیم‌کننده منتقل می‌کرده و جریان مازاد بر شدت جریان مورد نیاز از داخل تنظیم کننده سرریز می‌شده و در نهایت شدت جریان تنظیم شده به وسیله لوله‌های پلاستیکی به قسمت ورودی تانک منتقل می‌شده است.

تانک مستطیلی ساخته شده بر روی یک چهار پایه‌ی فلزی با نگهدارنده‌های کناری قرار داده شده است که ارتفاع چهار پایه از کف در حدود ۱۰۰ سانتی‌متر بوده و در کف قسمت محیط متخلخل تانک

مستطیلی، روزنه‌ای برای تخلیه ماسه در نظر گرفته شده که با گذاشتن تشت پلاستیکی در وسط چهار پایه فلزی و باز کردن روزنه تانک مستطیلی، ماسه داخل تانک شروع به تخلیه شدن می‌نموده است.



شکل ۴-۱- شمای مدل فیزیکی ساخته شده در آزمایشگاه

لازم به ذکر است که تمامی آزمایش‌های انجام گرفته، بر فرضیات زیر استوار بوده‌اند.

۱. جهت جریان سیال افقی است.

۲. تخلخل هر یک از خاک‌ها ثابت است.

۳. محیط متخلخل (خاک‌ها) همگن و اشباع می‌باشند.

بعد از بدست آوردن اطلاعات اولیه از آزمایش‌ها، منحنی‌های رخنه (BTC) تهیه و ترسیم گردیده تا زمان‌های رسیدن به غلظت‌های نسبی ۰/۱۶، ۰/۵۰ و ۰/۸۴ که در معادله‌ی فرید-کامبرنوس مورد نیاز است، به دست آید.

سپس میزان ضریب انتشار مجموعه‌ی آزمایش‌های انجام شده با استفاده از مدل تحلیلی فرید-کامبرنوس که با رابطه‌ی (۳-۴) نشان داده شده است، محاسبه شده است.

$$D = \frac{1}{8} \left[ (L - V_c t_{0.16}) / (t_{0.16})^{1/2} - (L - V_c t_{0.84}) / (t_{0.84})^{1/2} \right]^2 \quad (3-4)$$

در این فرمول  $V_c$  سرعت حرکت آلاینده می‌باشد که از رابطه‌ی  $(\frac{L}{t_{0.5}})$  محاسبه می‌شود که در آن زمان رسیدن به غلظت نسبی ۰/۵ ( $t_{0.5}$ ) از منحنی رخنه بدست می‌آید.

همچنین  $L$  در رابطه‌ی (۳-۴) نشان دهنده‌ی طول مخزن خاک می‌باشد.

بعد از محاسبه ضریب انتشار هیدرودینامیکی توسط رابطه‌ی (۳-۴)، می‌توان مقدار ضریب انتشارپذیری محیط متخلخل ( $\alpha$ ) را از رابطه‌ی (۴-۴) محاسبه نمود.

$$D = v_f \cdot \alpha + D^* \quad (4-4)$$

که در آن:

$D$ : ضریب انتشار هیدرودینامیکی ( $L^2/T$ )

$v_f$ : میانگین سرعت جریان ( $L/T$ )

$\alpha$ : ضریب انتشارپذیری محیط متخلخل ( $L$ )

$D^*$ : ضریب پخشیدگی

برای این منظور عدد پکلت ( $\frac{v_f d_{50}}{D^*}$ )، به طوری که  $d_{50}$  قطر متوسط ذرات باشد) نیز مورد بررسی قرار گرفته است که همانطور که در فصل دوم بیان شد، در صورتی که عدد پکلت کوچکتر از ۰/۴ باشد پخشیدگی مولکولی و در مواردی که این عدد بزرگتر از ۶ باشد جابجایی و انتشار مکانیکی فرآیندهای غالب می‌باشند. بین اعداد پکلت ۰/۴ تا ۶، تأثیر انتشار مکانیکی و پخشیدگی مولکولی در انتقال مواد تا حدودی یکسان است (گیلهام و چری، ۱۹۸۲). چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) میزان عدد پکلت را برای تمامی آزمایش‌های خود مابین ۱۷ تا ۱۸۶ به دست آوردند که بیان کننده‌ی این مطلب است که انتشار مکانیکی بسیار مؤثرتر از پخشیدگی مولکولی بوده لذا می‌توان از پارامتر  $D^*$  در معادله‌ی بالا صرف‌نظر کرده و معادله را به صورت رابطه‌ی (۵-۴) در نظر گرفت:

$$D = v_f \cdot \alpha \quad (5-4)$$

این مطلب به نوعی دیگر به این گونه بیان شده است که در سرعت‌های پایین جریان، پخشیدگی مولکولی فرآیند غالب انتشار می‌باشد و ضریب انتشار هیدرودینامیکی برابر با ضریب پخشیدگی مولکولی خواهد بود، بنابراین  $D = D^*$ . همچنین در سرعت‌های بالای جریان، انتشار مکانیکی فرآیند

غالب پراکندگی است و بنابراین  $D = \alpha V$ . ضریب پخشیدگی مولکولی ( $D^*$ ) در سرعت‌های مختلف بزرگتر از  $10^{-5}$  سانتی‌متر در ثانیه ناچیز است (گیلهام و چری، ۱۹۸۲).

در نهایت برای تمامی خاک‌های ماسه‌ای مورد استفاده توسط چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹) در مرحله‌ی آزمایشگاهی، با تعداد ۲۵ آزمایش برای هر ماسه و در طول‌های ۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰ و ۱۲۵ سانتی‌متر، و با غلظت آلاینده برابر با ۱۴ دسی‌زیمنس بر متر و با سرعت‌های متفاوت، تعداد ۱۲۵ مقدار برای ضریب انتشارپذیری با استفاده از روش فرید-کامبرنوس به دست آمد.

دامنه‌ی تغییرات داده‌های اندازه‌گیری شده به همراه پارامترهای آماری نظیر بیشینه<sup>۱</sup>، کمینه<sup>۲</sup>، میانگین<sup>۳</sup>، ضریب تغییرات<sup>۴</sup> (CV) و انحراف استاندارد<sup>۵</sup> (SD) در جدول ۴-۱ آمده است.

جدول ۴-۱- پارامترهای آماری مربوط به داده‌های آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده

| متغیر           | واحد              | کمترین<br>min | بیشترین<br>max | میانگین<br>average | ضریب تغییرات<br>CV | انحراف معیار<br>SD |
|-----------------|-------------------|---------------|----------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| L               | m                 | ۰/۲۵          | ۱/۲۵           | ۰/۷۵               | ۱۶/۸۰۱             | ۰/۳۵۴۹             |
| D <sub>50</sub> | m                 | ۰/۰۰۰۳        | ۰/۰۰۱۷         | ۰/۰۰۰۹             | ۰/۰۲۱۹             | ۰/۰۰۰۴             |
| $\rho_b$        | kg/m <sup>3</sup> | ۱۵۹۰          | ۱۶۴۰           | ۱۶۱۸               | ۱۵/۹۴۹             | ۱۶/۰۶۴             |
| N               | -                 | ۰/۳۸          | ۰/۴            | ۰/۳۹               | ۰/۰۱۰۳             | ۰/۰۰۶۳             |
| K               | m/s               | ۰/۰۰۰۹        | ۰/۰۰۹۷         | ۰/۰۰۵۱             | ۰/۲۱۲۴             | ۰/۰۰۳۲             |
| v <sub>c</sub>  | m/s               | ۰/۰۰۰۱        | ۰/۰۰۰۴         | ۰/۰۰۰۲             | ۰/۰۰۲۴             | ۷/۳۱۵۸E-۰۵         |
| A               | m                 | ۰/۰۰۳۱        | ۰/۰۱۶۸         | ۰/۰۰۸۳             | ۰/۱۰۳۲             | ۰/۰۰۲۹             |

#### ۴-۳- گسترش شبکه عصبی مصنوعی

#### ۴-۳-۱- مراحل گسترش شبکه عصبی

در این تحقیق به منظور اجرای مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، از نرم افزار Qnet 2000 استفاده گردید. با توجه به اینکه در ساخت یک مدل بر مبنای شبکه عصبی، اولین کار، انتخاب نوع شبکه است، در این تحقیق شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) انتخاب شد که این نوع شبکه قادر به

<sup>۱</sup> maximum

<sup>۲</sup> minimum

<sup>۳</sup> average

<sup>۴</sup> Coefficient of Variation

<sup>۵</sup> Standard deviation

مدل‌سازی و تشخیص هرگونه رابطه‌ی موجود بین ورودی و خروجی شبکه می‌باشد (میناسنی و مک براتنی، ۲۰۰۲). همچنین از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شد زیرا در الگوریتم لونبرگ-مارکواریت<sup>۱</sup> (LM) با وجود آنکه مدت زمان آموزش شبکه خیلی کم است ولی نیاز به فضای زیادی از حافظه کامپیوتر دارد و نتایج به دست آمده از این روش در مرحله‌ی آزمایش همراه با خطای زیاد است. همچنین قابل ذکر است که نرم افزار Qnet 2000 از آنجایی که خود، داده‌های ورودی را نرمال‌سازی می‌نماید در این تحقیق نیازی به نرمال نمودن داده‌ها نبود.

#### ۴-۳-۱-۱- تقسیم‌بندی داده‌ها

مقادیر اندازه‌گیری شده توسط چاوشی‌نژاد، (۱۳۸۹)، شامل فاصله انتقال (L)، قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ )، وزن مخصوص ظاهری ( $\rho_b$ )، تخلخل (n)، هدایت هیدرولیکی (K)، سرعت متوسط آلودگی ( $V_c$ ) و ضریب انتشارپذیری خاک ( $\alpha$ ) به عنوان داده‌های مورد استفاده برای اجرای مدل شبکه عصبی در پژوهش حاضر، استفاده گردید که از بین داده‌های اندازه‌گیری شده مذکور از فاصله انتقال (L)، قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ )، وزن مخصوص ظاهری ( $\rho_b$ )، تخلخل (n)، هدایت هیدرولیکی (K) و سرعت متوسط آلودگی ( $V_c$ ) به عنوان مقادیر ورودی مدل و از ضریب انتشارپذیری خاک ( $\alpha$ ) به عنوان پارامتر خروجی در شبکه استفاده گردید. سپس داده‌ها به دو دسته‌ی ۸۰ و ۲۰ درصد به ترتیب برای مرحله‌ی آموزش و صحت‌سنجی مدل تقسیم‌بندی شدند.

#### ۴-۳-۱-۲- آموزش شبکه

اجرای شبکه عصبی مصنوعی شامل دو مرحله می‌باشد. ابتدا مرحله‌ی آموزش که در آن از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه استفاده شد. در طی این مرحله مقادیر ورودی و خروجی برای شبکه تعریف می‌شود و شبکه با تجزیه و تحلیل داده‌های ورودی و نتایج نظیر آنها ارتباطی منطقی بین داده‌ها برقرار می‌کند که ممکن است غیرخطی و نامشخص باشد، سپس با استفاده از این ارتباط منطقی کار شبیه‌سازی را برای موارد احتمالی مشابه انجام می‌دهد (کارآموز و همکاران، ۱۳۸۵).

<sup>1</sup> Levenberg-Marquardt Algorithm

### ۴-۳-۱-۳ صحت سنجی داده‌ها توسط شبکه

در این قسمت از ۲۰ درصد باقی‌مانده‌ی داده‌ها که در مرحله‌ی آموزش استفاده نشده بود، استفاده گردید و نتایج به دست آمده از این قسمت که همان پیش‌بینی مدل می‌باشد با مقادیر واقعی که با مدل فیزیکی و به روش آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده بود، مقایسه گردید که در فصل پنجم این نتایج ارائه شده و مورد بررسی قرار می‌گیرد.

### ۴-۴- رگرسیون خطی چند متغیره<sup>۱</sup> (MLR)

رگرسیون شاخه‌ای از علم آمار است که استفاده از آن به نحو وسیعی در اکثر زمینه‌های علمی معمول شده است. با مطالعه یک جامعه آماری چنین به نظر می‌رسد که بین صفات متغیر آن جامعه کم و بیش ارتباط وجود دارد و گاهی نیز مشاهده می‌شود که تغییرات یک متغیر به طور مستقیم یا معکوس در تغییرات متغیر دیگر موثر است.

در مدل رگرسیون خطی ساده، متغیر وابسته  $Y$  ترکیب خطی‌ای از ضرایب (پارامترها) می‌باشد. رابطه- $Y$  (۴-۶) معادله‌ی رگرسیون خطی ساده را نشان می‌دهد.

$$Y = \alpha + \beta X \quad (۴-۶)$$

اما گاهی دو یا چند متغیر مستقل تاثیر عمده‌ای روی متغیر وابسته دارند. در این وضعیت از رگرسیون چندگانه جهت پیش‌بینی متغیر وابسته استفاده می‌شود. در رگرسیون چندگانه نیز فرض خطی بودن متغیرها برقرار می‌باشد و بر همین اساس معادله‌ی رگرسیون چندگانه به صورت رابطه‌ی (۴-۷) تعریف می‌شود.

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p \quad (۷-۴)$$

که در روابط فوق  $\alpha$  عرض از مبدأ و  $\beta$  ضریب یا همان شیب خط می‌باشد (فیلد، ۲۰۰۵).

---

<sup>۱</sup> Multiple Linear Regression method

#### ۴-۴-۱- مراحل اجرای مدل رگرسیون

- برای تعیین رگرسیون چند متغیره‌ی پارامترهای مورد مطالعه، ابتدا ضرائب رگرسیونی مربوط به داده‌های آموزش را به منظور به دست آوردن رابطه‌ی رگرسیونی تعیین می‌کنند.
- برای اجرای مدل رگرسیون در این پژوهش، از نرم‌افزار SPSS 19 استفاده شد. همچنین از پارامتر-های فاصله انتقال (L)، قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ )، وزن مخصوص ظاهری ( $\rho_b$ )، تخلخل (n)، هدایت هیدرولیکی (k)، سرعت متوسط آلودگی ( $v_c$ ) به عنوان متغیرهای مستقل و از پارامتر ضریب انتشار-پذیری به عنوان متغیر وابسته، استفاده گردید.
- سپس با ضرایب رگرسیونی به دست آمده رابطه‌ی رگرسیونی نوشته شد.
- داده‌های مرحله‌ی صحت‌سنجی با استفاده از رابطه‌ی به دست آمده در مرحله‌ی آموزش، آزمون شد.

بعد از بدست آوردن نتایج حاصل از اجرای رگرسیون، ابتدا برای تمامی داده‌ها بطور مخلوط و سپس برای مقادیر مربوط به پنج فاصله‌ی ۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰، ۱۲۵، نتایج حاصل از رگرسیون با نتایج حاصل از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی مقایسه گردید که در فصل پنجم نتایج مربوطه ارائه و بررسی شده است.

به منظور ارزیابی نتایج، مقایسه و انتخاب مدل برتر از معیارهای ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده گردید که فرمول‌های (۴-۸)، (۴-۹)، (۴-۱۰) به ترتیب بیان کننده آنها می‌باشند.

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})\right)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (۴-۸)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (۴-۹)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad (۴-۱۰)$$



در روابط مذکور  $X_i$  و  $Y_i$  نشان‌دهنده‌ی  $i$  امین داده‌ی واقعی و برآورد شده،  $\bar{X}$  و  $\bar{Y}$  میانگین داده‌های  $X_i$  و  $Y_i$  و  $n$  تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

در توضیح روابط فوق باید گفت که هر چه  $R^2$  به یک نزدیک‌تر باشد، آن رابطه بهتر می‌تواند مقادیر ضریب انتشارپذیری را تخمین بزند.

در هر روش که مقادیر به دست آمده برای  $RMSE$  و  $MAE$  به صفر نزدیک‌تر باشد، دقت مدل مورد نظر در برآورد ضریب انتشارپذیری بالاتر است.

# فصل پنجم

## بحث و نتایج

## ۵-۱- مقدمه

در این فصل نتایج حاصل از مدلسازی ضریب انتشارپذیری خاک توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار Qnet 2000 و همچنین نتایج حاصل از بررسی توانایی مدل شبکه‌ی عصبی در برون‌یابی و درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل انتقال مختلف، آورده شده است. پس از بررسی نتایج مدل شبکه‌ی عصبی، نتایج حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره در برآورد ضریب انتشارپذیری خاک با استفاده از نرم‌افزار SPSS 19 ارائه شده است و سپس نتایج حاصل از دو مدل MLP-ANN و MLR مقایسه می‌شود.

## ۵-۲- بررسی نتایج حاصل از اجرای شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)

در طول سه دهه‌ی اخیر مطالعات فراوانی نشان داده است که انتشارپذیری به طول فاصله‌ی انتقال و یا طول آبخوان بستگی دارد (ویرنگا، ۲۰۰۴). از طرفی چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) نیز در پژوهش خود وابستگی مذکور را مورد بررسی قرار دادند و به نتایج مشابه دست یافتند، بدین منظور و همانطور که در فصل چهارم نیز بیان شد، آنها مقادیر ضریب انتشارپذیری را در پنج فاصله‌ی ۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰، ۱۲۵ سانتی متر اندازه‌گیری نمودند. این روش اندازه‌گیری به پژوهش حاضر کمک نمود تا بتواند علاوه بر بررسی توانایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تخمین ضریب انتشارپذیری خاک، توانایی مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی را در برون‌یابی و درون‌یابی داده‌های اندازه‌گیری شده نیز بررسی نماید.

بدین منظور شبکه‌ی عصبی مصنوعی در این تحقیق با سه روش بررسی گردید. اول با در نظر گرفتن تمامی داده‌های اندازه‌گیری شده بطور مخلوط، دوم درون‌یابی و سوم برون‌یابی ضرایب انتشارپذیری اندازه‌گیری شده در فواصل انتقال مختلف، که در ادامه بطور جداگانه به بررسی نتایج حاصل از آنها می‌پردازیم.

## ۵-۲-۱- بررسی نتایج حاصل از اجرای شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) با تمامی داده‌ها

### بطور مخلوط

- ابتدا به منظور گسترش شبکه، کلیدی داده‌های اندازه‌گیری شده (تعداد ۱۲۵ سری داده) مربوط به پنج اندازه‌ی مختلف از ذرات و در فواصل مختلف اندازه‌گیری و با سرعت‌های متفاوت آلاینده به طور کاملاً تصادفی مخلوط شدند.

- سپس داده‌های مخلوط شده به دو دسته‌ی ۸۰ درصد (تعداد ۱۰۰ سری داده) و ۲۰ درصد (تعداد ۲۵ سری داده) برای مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی مدل تقسیم بندی شدند.

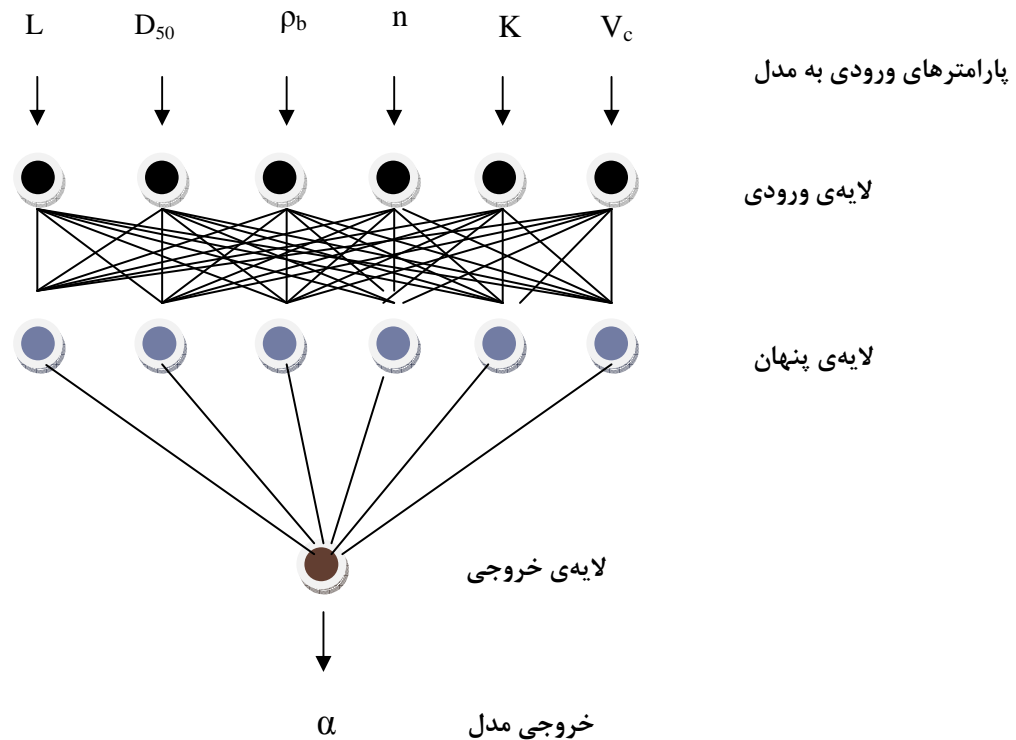
- در گام بعد، از میان پارامترهای اندازه‌گیری شده، مقادیر مربوط به فاصله انتقال (L)، قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ )، وزن مخصوص ظاهری ( $\rho_b$ )، تخلخل (n)، هدایت هیدرولیکی (K)، سرعت متوسط آلودگی ( $V_c$ ) به عنوان مقادیر ورودی مدل و ضریب انتشارپذیری خاک ( $\alpha$ ) به عنوان پارامتر خروجی شبکه در نظر گرفته شد.

- مرحله‌ی مهم دیگر در شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نحوه‌ی معماری آن است. معماری معمول ANN، متشکل از سه لایه است، لایه ورودی (داده‌ها را در شبکه توزیع می‌کند)، لایه پنهان (داده‌ها را پردازش می‌کند) و لایه خروجی (نتایج را به ازای ورودی‌های مشخص، استخراج می‌کند).

یک شبکه می‌تواند چندین لایه پنهان داشته باشد اما از آنجا که کارهای نظری صورت گرفته در این زمینه نشان داده‌اند که یک لایه پنهان برای این گونه مدل‌ها می‌تواند هر تابع پیچیده و غیرخطی را تقریب زند (سبینکو، ۱۹۸۹؛ هورنیک و همکاران، ۱۹۸۹) و همچنین نتایج تجربی و عملی نیز این موضوع را تایید می‌کنند (زانگ و همکاران، ۱۹۹۸)، در این پژوهش تنها از یک لایه پنهان در ساختار شبکه‌های گسترش یافته استفاده گردید.

- همچنین توابع مختلف شامل سیگموئید، گوسین، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک در هر مرحله از اجرای مدل به طور جداگانه استفاده گردید.

- بعد از هر مرحله از مراحل اجرای مدل شامل آموزش و صحت‌یابی،  $R^2$ ، RMSE و MAE به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی نتایج بدست آمد. بر همین اساس و با توجه به عملکرد شبکه‌های ایجاد شده، بهترین تابع آستانه تعیین گردید. شکل ۵-۱ ساختار ایجاد شده به منظور اجرای مدل MLP-ANN را در تحقیق حاضر، نشان می‌دهد.



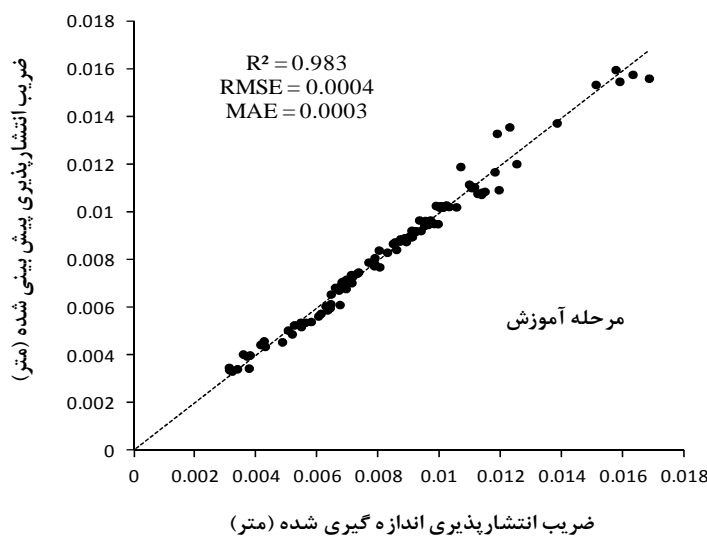
شکل ۵-۱- ساختار کلی شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد استفاده به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری خاک نتایج حاصل از اجرای مدل MLP با یک لایه‌ی پنهان، برای تمامی توابع محرک در جدول ۵-۱ آمده است.

نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌ی ایجاد شده با یک لایه‌ی پنهان، در حالی که تعداد نرون در لایه‌ی پنهان با تعداد نرون در لایه‌ی ورودی برابر بود، با ۱۰۰۰۰ تکرار و با تابع سکانت هیپربولیک و با داشتن ضریب تبیین ۰/۹۸۳ و ۰/۹۸۷، RMSE برابر با ۰/۰۰۰۴ متر و ۰/۰۰۰۴ متر و MAE برابر با ۰/۰۰۰۳ متر و ۰/۰۰۰۳ متر به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت‌یابی، توانست ضریب انتشارپذیری را با همبستگی بالاتر و کمترین خطا نسبت به سایر مدل‌های ایجاد شده، برآورد نماید.

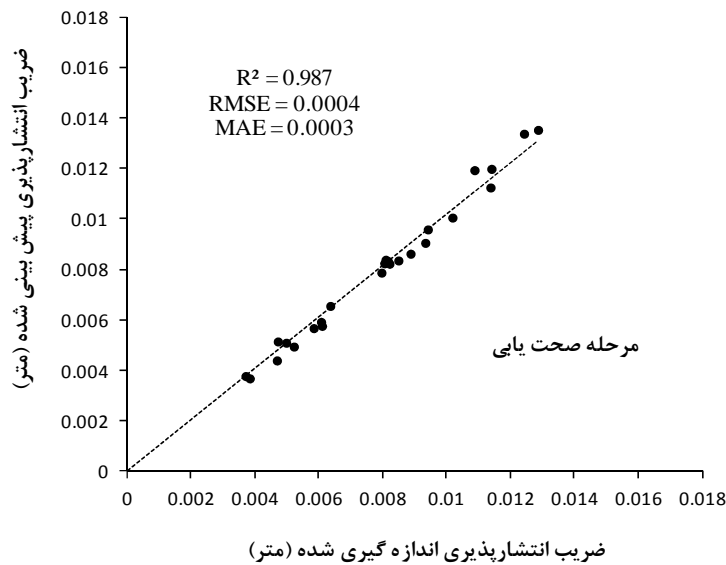
جدول ۵-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP با تابع‌های مختلف به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری خاک

| MAE (m) | RMSE (m) | R <sup>2</sup> | مرحله محاسباتی | تعداد لایه پنهان | تابع محرک                | نحوه ورود داده-ها به مدل |
|---------|----------|----------------|----------------|------------------|--------------------------|--------------------------|
| ۰/۰۰۰۰۵ | ۰/۰۰۰۰۶  | ۰/۹۵۹          | آموزش          | ۱                | سیگموئید (Sigmoid)       | بطور مخلوط               |
| ۰/۰۰۰۰۵ | ۰/۰۰۰۰۶  | ۰/۹۵۹          | صحت-یابی       |                  |                          |                          |
| -       | -        | -              | آموزش          | ۱                | گوسین (Gaussian)         | بطور مخلوط               |
| -       | -        | -              | صحت-یابی       |                  |                          |                          |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۴  | ۰/۹۸۱          | آموزش          | ۱                | تانژانت هیپربولیک (Tanh) | بطور مخلوط               |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۴  | ۰/۹۸۵          | صحت-یابی       |                  |                          |                          |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۴  | ۰/۹۸۳          | آموزش          | ۱                | سکانت هیپربولیک (Sech)   | بطور مخلوط               |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۴  | ۰/۹۸۷          | صحت-یابی       |                  |                          |                          |

همچنین شکل‌های ۲-۵ و ۳-۵ نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی را با تابع محرک سکانت هیپربولیک، که بهترین ساختار ایجاد شده نسبت به سایر ساختارها بود، برای مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی نشان می‌دهد.



شکل ۲-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی آموزش



شکل ۵-۳- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی صحت‌یابی

در این تحقیق، هدف از اجرای مدل MLP-ANN با استفاده از داده‌های مخلوط، صرفاً بررسی توانایی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه در تخمین ضریب انتشارپذیری بوده که با توجه به نتایج به دست آمده، توابع سیگموئید با داشتن  $R^2 = 0/959$  و  $RMSE = 0/0006$  (m)، تانژانت‌هیپربولیک با داشتن  $R^2 = 0/985$  و  $RMSE = 0/0004$  (m) و سکانت‌هیپربولیک  $R^2 = 0/987$  و  $RMSE = 0/0004$  (m) در مرحله‌ی صحت‌یابی، توانستند با ضریب تبیین بالا و خطای بسیار کم ضریب انتشارپذیری خاک را تخمین بزنند. این مطلب نشان می‌دهد که از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه می‌توان به عنوان ابزاری توانا در برآورد ضریب انتشارپذیری خاک استفاده نمود.

#### ۵-۲-۲- بررسی نتایج حاصل از درون‌یابی با شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)

در این مرحله، توانایی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه به منظور درون‌یابی ضریب انتشارپذیری اندازه‌گیری شده مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در این تحقیق، منظور از درون‌یابی این است که با توجه به وابستگی ضریب انتشارپذیری خاک به فاصله‌ی انتقال، چنانچه داده‌های اندازه‌گیری شده بر اساس فاصله‌ی انتقال تقسیم بندی شوند و از میان پنج فاصله‌ی تقسیم بندی شده شامل مقادیر مربوط به فاصله‌های ۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰ و ۱۲۵

سانتی‌متر، داده‌های مربوط به یکی از سه فاصله‌ی ۵۰، ۷۵ و ۱۰۰ سانتی‌متر برای مرحله‌ی صحت‌یابی جدا شود و باقی داده‌های مربوط به دیگر فواصل، برای مرحله‌ی آموزش استفاده گردد.

نتایج درون‌یابی بیان‌کننده‌ی این مطلب خواهد بود که با حذف یکی از فواصل میانی (یا با نداشتن مقادیر انتشارپذیری اندازه‌گیری شده برای یکی از فواصل میانی) آیا شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه قادر خواهد بود با استفاده از مقادیر ضریب انتشارپذیری سایر فواصل، مقدار مربوط به ضریب مذکور را در فاصله‌ی مجهول تخمین زند یا خیر؟

- بدین منظور ابتدا داده‌های آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده بر اساس فواصل اندازه‌گیری تقسیم شدند.

- سپس یکی از فواصل میانی از میان پنج فاصله‌ی موجود جدا گردید تا در مرحله‌ی صحت‌یابی مدل استفاده گردد.

- از داده‌های مربوط به چهار فاصله‌ی باقی مانده در مرحله‌ی آموزش شبکه استفاده گردید.

- همچنین توابع مختلف شامل سیگموئید، گوسین، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک در هر مرحله از اجرای مدل به طور جداگانه استفاده گردید.

- بعد از هر مرحله از مراحل اجرای مدل شامل آموزش و صحت‌یابی،  $R^2$ ، RMSE و MAE به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی نتایج بدست آمد. بر همین اساس و با توجه به عملکرد شبکه‌های ایجاد شده، بهترین تابع آستانه تعیین گردید.

در ذیل نتایج مربوط به درون‌یابی برای سه فاصله‌ی میانی ۵۰ و ۷۵ و ۱۰۰ سانتی‌متر آورده شده است:

۵-۲-۱- نتایج حاصل از درون‌یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۵۰ سانتی‌متر با استفاده

### از مدل MLP-ANN

با حذف مقادیر مربوط به فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر از میان داده‌های آموزش و استفاده از مقادیر مربوط به این فاصله برای مرحله‌ی صحت‌یابی، توانایی مدل MLP-ANN در تخمین مقادیر ضریب



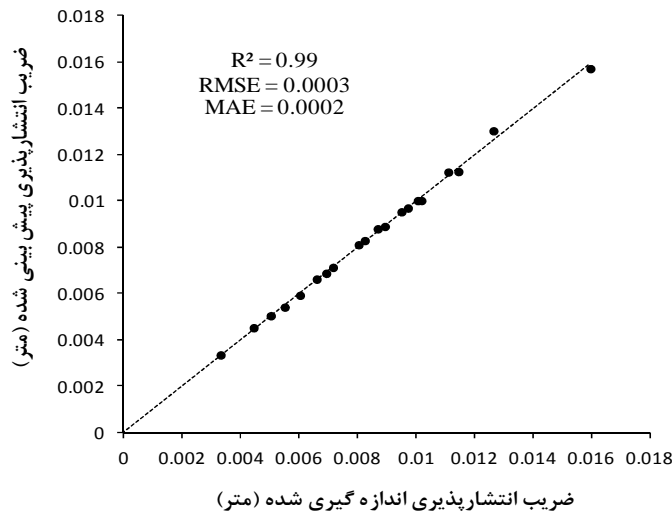
انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر که شبکه آن را آموزش ندیده بود، بررسی گردید. نتایج بدست آمده از اجرای مدل در جدول ۲-۵ آورده شده است.

جدول ۲-۵- نتایج درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

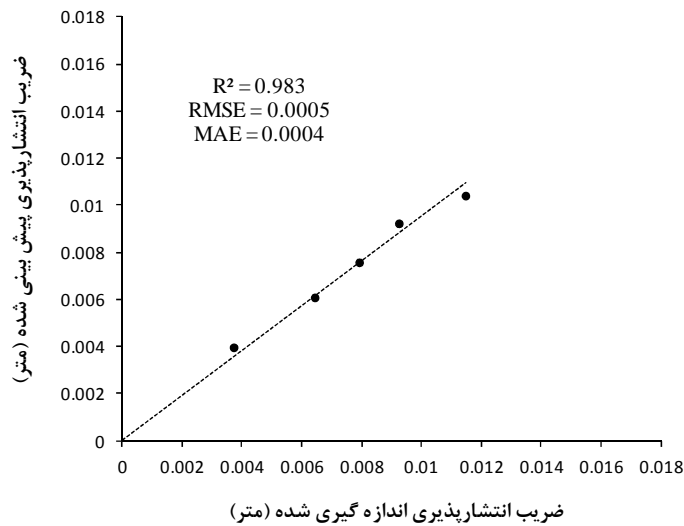
| فاصله درون-یابی شده | تابع محرک                | تعداد لایه پنهان | مرحله محاسباتی | $R^2$ | RMSE (m) | MAE (m) |
|---------------------|--------------------------|------------------|----------------|-------|----------|---------|
| ۵۰ cm               | سیگموئید (Sigmoid)       | ۱                | آموزش          | ۰/۹۶۲ | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۰۰۰۵  |
|                     |                          |                  | صحت-یابی       | ۰/۹۷۱ | ۰/۰۰۰۵   | ۰/۰۰۰۴  |
| ۵۰ cm               | گوسین (Gaussian)         | ۱                | آموزش          | ۰/۹۹  | ۰/۰۰۰۳   | ۰/۰۰۰۲  |
|                     |                          |                  | صحت-یابی       | ۰/۹۸۳ | ۰/۰۰۰۵   | ۰/۰۰۰۴  |
| ۵۰ Cm               | تانژانت هیپربولیک (Tanh) | ۱                | آموزش          | ۰/۹۸۸ | ۰/۰۰۰۳   | ۰/۰۰۰۲  |
|                     |                          |                  | صحت-یابی       | ۰/۹۸۱ | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۰۰۰۵  |
| ۵۰ Cm               | سکانت هیپربولیک (Sech)   | ۱                | آموزش          | ۰/۹۸۹ | ۰/۰۰۰۳   | ۰/۰۰۰۲  |
|                     |                          |                  | صحت-یابی       | ۰/۹۷۹ | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۰۰۰۴  |

همانطور که جدول ۲-۵ نشان می‌دهد، شبکه عصبی توانسته با تمامی توابع خود، با ضریب تبیین بالا و خطای کم مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر را درون‌یابی نماید که نشان دهنده‌ی قابلیت عالی مدل MLP-ANN در درون‌یابی فاصله‌ی مذکور بوده است. از بین تمامی توابع استفاده شده که همگی در تخمین ضریب انتشارپذیری توانا می‌باشند، تابع گوسین توانست با داشتن  $R^2 = ۰/۹۸۳$  و  $RMSE = ۰/۰۰۰۵$  (m) و  $MAE = ۰/۰۰۰۴$  (m) در مرحله‌ی صحت‌یابی که همبستگی بیشتر و خطای کمتر را نسبت به سایر توابع نشان می‌دهد، مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر را با دقت بسیار بالا برآورد نماید.

شکل‌های ۴-۵ و ۵-۵ نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی را با تابع محرک گوسین، که بهترین ساختار ایجاد شده نسبت به سایر ساختارها بود، برای مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی نشان می‌دهد.



شکل ۴-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی آموزش و به منظور درون‌یابی فاصله ۵۰ سانتی‌متر



شکل ۵-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی صحت‌یابی و به منظور درون‌یابی فاصله ۵۰ سانتی‌متر

۵-۲-۲-۲- نتایج حاصل از درون‌یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۷۵ سانتی‌متر با استفاده

### از مدل MLP-ANN

در این مرحله با حذف مقادیر مربوط به فاصله‌ی ۷۵ سانتی‌متر از میان داده‌های آموزش و استفاده از مقادیر مربوط به این فاصله برای مرحله‌ی صحت‌یابی، توانایی مدل MLP-ANN در تخمین مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۷۵ سانتی‌متر که شبکه آن را آموزش ندیده بود، بررسی گردید. نتایج بدست آمده از اجرای مدل در جدول ۳-۵ آورده شده است.

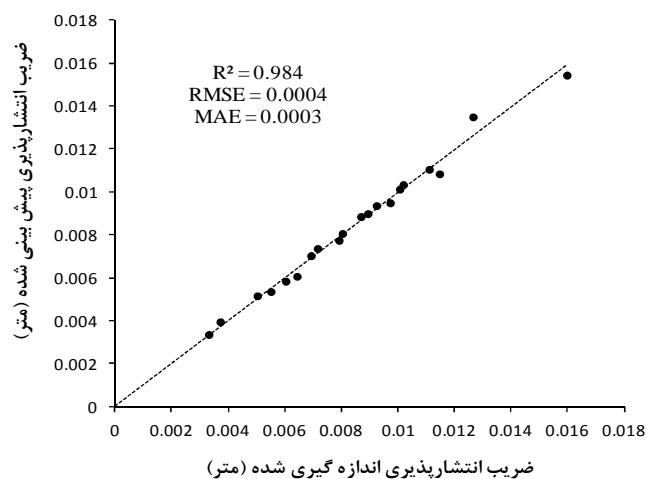
جدول ۳-۵- نتایج درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۷۵ سانتی‌متر با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

| فاصله درون-<br>یابی<br>شده | تابع محرک                      | تعداد لایه<br>پنهان | مرحله<br>محاسباتی | $R^2$ | RMSE<br>(m) | MAE<br>(m) |
|----------------------------|--------------------------------|---------------------|-------------------|-------|-------------|------------|
| ۷۵<br>cm                   | سیگموئید<br>(Sigmoid)          | ۱                   | آموزش             | ۰/۹۶۴ | ۰/۰۰۰۶      | ۰/۰۰۰۴     |
|                            |                                |                     | صحت-<br>یابی      | ۰/۹۶۲ | ۰/۰۰۰۶      | ۰/۰۰۰۵     |
| ۷۵<br>Cm                   | گوسین<br>(Gaussian)            | ۱                   | آموزش             | -     | -           | -          |
|                            |                                |                     | صحت-<br>یابی      | -     | -           | -          |
| ۷۵<br>Cm                   | تانژانت<br>هیپربولیک<br>(Tanh) | ۱                   | آموزش             | ۰/۹۸۳ | ۰/۰۰۰۴      | ۰/۰۰۰۳     |
|                            |                                |                     | صحت-<br>یابی      | ۰/۹۸۰ | ۰/۰۰۰۴      | ۰/۰۰۰۳     |
| ۷۵<br>Cm                   | سکانت<br>هیپربولیک<br>(Sech)   | ۱                   | آموزش             | ۰/۹۸۴ | ۰/۰۰۰۴      | ۰/۰۰۰۳     |
|                            |                                |                     | صحت-<br>یابی      | ۰/۹۸۱ | ۰/۰۰۰۴      | ۰/۰۰۰۳     |

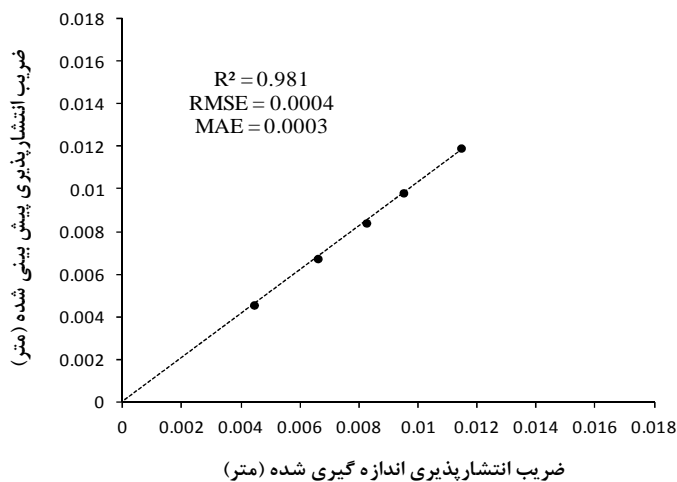
همانطور که جدول ۳-۵ نشان می‌دهد، در این فاصله بجز تابع گوسین مدل MLP-ANN توانسته با تمامی توابع خود، ضریب انتشارپذیری را با ضریب تبیین بالا و خطای کم تخمین نماید و این نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی در درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۷۵

سانتی‌متر نیز تواناست. اما از میان تمامی توابع استفاده شده تابع سکانت هیپربولیک توانست با داشتن  $R^2 = 0.981$  و  $RMSE = 0.0004$  (m) و  $MAE = 0.0003$  (m) در مرحله‌ی صحت‌یابی که همبستگی بیشتر و خطای کمتر را نسبت به سایر توابع نشان می‌دهد، مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۷۵ سانتی‌متر را با دقت بسیار بالا برآورد نماید.

شکل‌های ۵-۶ و ۵-۷ نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی را با تابع سکانت هیپربولیک برای فاصله‌ی ۷۵ سانتی‌متر، که بهترین ساختار ایجاد شده نسبت به سایر ساختارها بود، برای مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی نشان می‌دهد.



شکل ۵-۶- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی آموزش و به منظور درون‌یابی فاصله ۷۵ سانتی‌متر



شکل ۵-۷- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی صحت‌یابی و به منظور درون‌یابی فاصله ۷۵ سانتی‌متر

### ۵-۲-۳- نتایج حاصل از درون‌یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۱۰۰ سانتی‌متر با استفاده

#### از مدل MLP-ANN

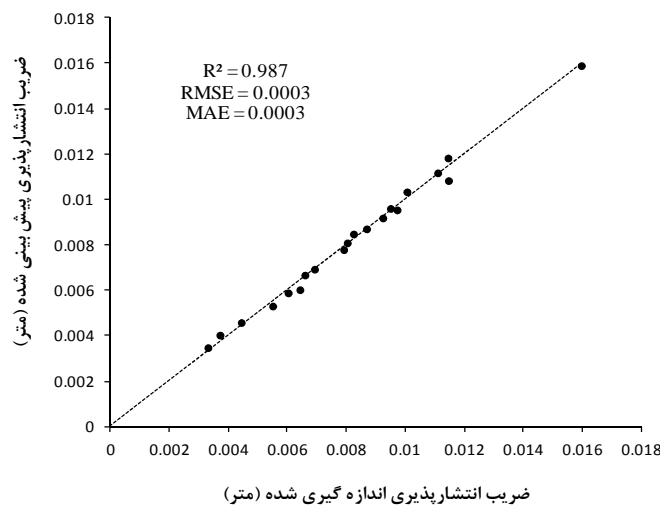
در مرحله بعد توانایی شبکه عصبی در درون‌یابی برای فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر بررسی شد. در این مرحله نیز با حذف مقادیر مربوط به فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر از میان داده‌های آموزش و استفاده از مقادیر مربوط به این فاصله برای مرحله‌ی صحت‌یابی، توانایی مدل MLP-ANN در تخمین مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر که شبکه آن را آموزش ندیده بود، بررسی گردید. نتایج بدست آمده از اجرای مدل در جدول ۵-۴ آورده شده است.

جدول ۵-۴- نتایج درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

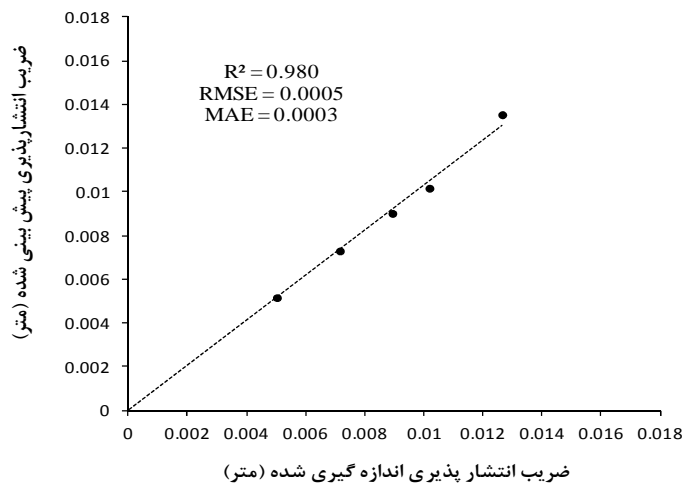
| فاصله درون-<br>یابی<br>شده | تابع محرک                      | تعداد لایه<br>پنهان | مرحله<br>محاسباتی     | $R^2$ | RMSE<br>(m) | MAE<br>(m) |
|----------------------------|--------------------------------|---------------------|-----------------------|-------|-------------|------------|
| ۱۰۰<br>cm                  | سیگموئید<br>(Sigmoid)          | ۱                   | آموزش<br>صحت-<br>یابی | ۰/۹۵۹ | ۰/۰۰۰۶      | ۰/۰۰۰۴     |
| ۱۰۰<br>cm                  | گوسین<br>(Gaussian)            | ۱                   | آموزش<br>صحت-<br>یابی | -     | -           | -          |
| ۱۰۰<br>cm                  | تانژانت<br>هیپربولیک<br>(Tanh) | ۱                   | آموزش<br>صحت-<br>یابی | ۰/۹۸۴ | ۰/۰۰۰۴      | ۰/۰۰۰۳     |
| ۱۰۰<br>cm                  | سکانت<br>هیپربولیک<br>(Sech)   | ۱                   | آموزش<br>صحت-<br>یابی | ۰/۹۸۷ | ۰/۰۰۰۳      | ۰/۰۰۰۳     |
|                            |                                |                     |                       | ۰/۹۸۰ | ۰/۰۰۰۵      | ۰/۰۰۰۳     |

همانطور که جدول ۴-۵ نشان می‌دهد، در این فاصله نیز بجز تابع گوسین، مدل MLP-ANN توانسته با تمامی توابع خود، ضریب انتشارپذیری را با ضریب تبیین بالا و خطای کم تخمین نماید و این موضوع نشان دهنده‌ی توانایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در درونیابی مقادیر مربوط به ضریب انتشارپذیری برای فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر می‌باشد. اما از میان تمامی توابع استفاده شده تابع سکانت هیپربولیک توانست با داشتن  $R^2 = 0.987$  و  $RMSE = 0.0003$  (m) و  $MAE = 0.0003$  (m) در مرحله‌ی صحت‌یابی که همبستگی بیشتر و خطای کمتر را نسبت به سایر توابع نشان می‌دهد، ضریب انتشارپذیری را با دقت بسیار بالا برآورد نماید.

شکل‌های ۵-۸ و ۹-۵ نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی را با تابع سکانت هیپربولیک برای فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر، که بهترین ساختار ایجاد شده نسبت به سایر ساختارها بود، برای مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی نشان می‌دهد.



شکل ۵-۸- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی آموزش و به منظور درونیابی فاصله ۱۰۰ سانتی‌متر



شکل ۵-۹- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی صحت‌یابی و به منظور درون‌یابی فاصله ۱۰۰ سانتی‌متر

### ۵-۲-۳- نتایج حاصل از برون‌یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۲۵ سانتی‌متر با استفاده از

#### مدل MLP-ANN

پس از ارزیابی توانایی درون‌یابی شبکه‌ی عصبی، با اولین و آخرین فاصله‌ی در نظر گرفته شده برای اندازه‌گیری که در این تحقیق فاصله‌های ۲۵ و ۱۲۵ سانتی‌متر می‌باشند، برون‌یابی مدل MLP-ANN بررسی می‌شود.

بدین معنی که اگر مقادیر اندازه‌گیری شده در یکی از فواصل ابتدایی یا انتهایی در نظر گرفته شده برای اندازه‌گیری داده‌ها، از میان داده‌های مربوط به مرحله‌ی آموزش حذف شود و از آن فقط در مرحله‌ی صحت‌یابی استفاده شود بطوری که شبکه در مرحله‌ی آموزش مقادیر ضریب انتشارپذیری فاصله‌ی حذف شده را یاد نگیرد، آیا قادر خواهد بود در مرحله‌ی صحت‌یابی ضرایب انتشارپذیری اندازه‌گیری شده‌ی مربوط به فاصله‌ی حذف شده را به درستی تخمین زند یا خیر؟

- بدین منظور ابتدا مقادیر اندازه‌گیری شده در فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر از داده‌های مرحله‌ی آموزش حذف شد.

- از مقادیر اندازه‌گیری شده در فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر در مرحله‌ی صحت‌یابی استفاده گردید.

- از توابع مختلف سیگموئید، گوسین، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک، در حین اجرای مدل MLP-ANN استفاده گردید.

- بعد از هر مرحله از مراحل اجرای مدل شامل آموزش و صحت‌یابی، مقادیر آماری  $R^2$ ، RMSE و MAE به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی نتایج بدست آمد و بهترین تابع از میان توابع بکار برده شده انتخاب گردید.

نتایج اجرای مدل MLP-ANN برای برون‌یابی فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر در جدول ۵-۵ آورده شده است.

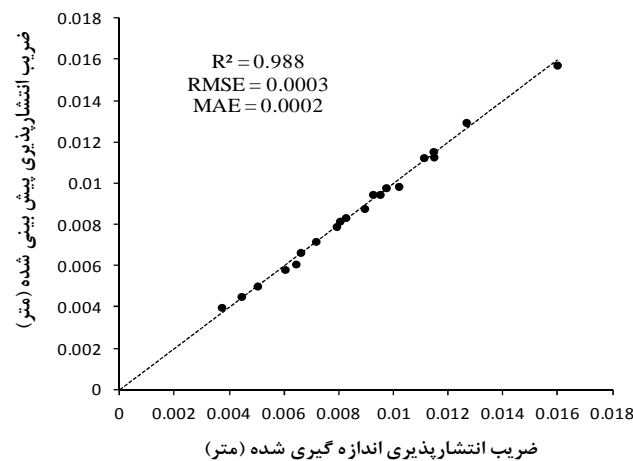
جدول ۵-۵- نتایج برون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

| MAE (m) | RMSE (m) | $R^2$ | مرحله محاسباتی | تعداد لایه پنهان | تابع محرک                | فاصله برون‌یابی شده |
|---------|----------|-------|----------------|------------------|--------------------------|---------------------|
| ۰/۰۰۰۰۴ | ۰/۰۰۰۰۵  | ۰/۹۶۶ | آموزش          | ۱                | سیگموئید (Sigmoid)       | ۲۵ Cm               |
| ۰/۰۰۰۰۵ | ۰/۰۰۰۰۶  | ۰/۹۶۷ | صحت‌یابی       |                  |                          |                     |
| ۰/۰۰۰۰۲ | ۰/۰۰۰۰۳  | ۰/۹۸۹ | آموزش          | ۱                | گوسین (Gaussian)         | ۲۵ Cm               |
| ۰/۰۰۰۱۰ | ۰/۰۰۰۱۴  | ۰/۹۶۵ | صحت‌یابی       |                  |                          |                     |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۴  | ۰/۹۸۱ | آموزش          | ۱                | تانژانت هیپربولیک (Tanh) | ۲۵ Cm               |
| ۰/۰۰۰۰۷ | ۰/۰۰۰۰۸  | ۰/۹۷۸ | صحت‌یابی       |                  |                          |                     |
| ۰/۰۰۰۰۲ | ۰/۰۰۰۰۳  | ۰/۹۸۸ | آموزش          | ۱                | سکانت هیپربولیک (Sech)   | ۲۵ Cm               |
| ۰/۰۰۰۰۶ | ۰/۰۰۰۰۸  | ۰/۹۸۱ | صحت‌یابی       |                  |                          |                     |

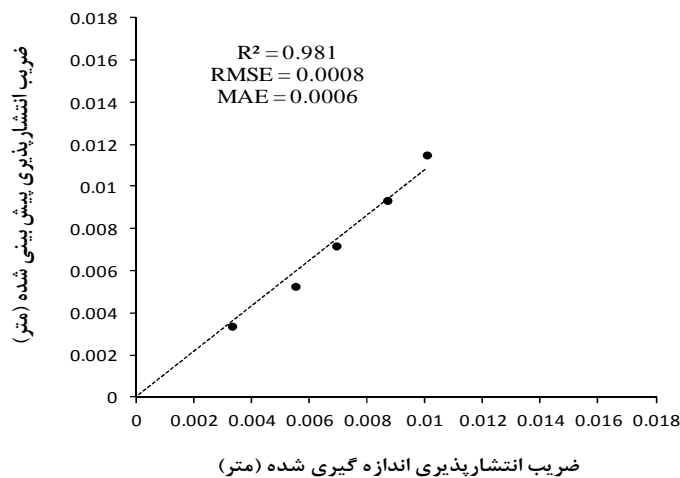
همانطور که جدول ۵-۵ نشان می‌دهد، شبکه عصبی در فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر نیز توانسته با تمامی توابع خود، ضریب انتشارپذیری را با ضریب تبیین بالا و خطای کم تخمین نماید و این نشان دهنده‌ی قابلیت مدل شبکه‌ی عصبی در برون‌یابی مقادیر اندازه‌گیری شده در فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر می‌باشد. از



بین تمامی توابع استفاده شده که همگی در تخمین ضریب انتشارپذیری توانا می‌باشند، تابع سکانت هیپربولیک توانست با داشتن  $R^2 = 0.981$  و  $RMSE = 0.0008$  (m) و  $MAE = 0.0006$  (m) در مرحله‌ی صحت‌یابی که همبستگی بیشتر و خطای کمتر را نسبت به سایر توابع نشان می‌دهد، ضریب انتشارپذیری را با دقت بسیار بالا برآورد نماید. شکل‌های ۵-۱۰ و ۵-۱۱ نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی را با تابع سکانت هیپربولیک برای فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر، که بهترین ساختار ایجاد شده نسبت به سایر ساختارها بود، برای مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی نشان می‌دهد.



شکل ۵-۱۰- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی آموزش و به منظور برون‌یابی فاصله ۲۵ سانتی‌متر



شکل ۵-۱۱- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی صحت‌یابی و به منظور برون‌یابی فاصله ۲۵ سانتی‌متر

#### ۵-۲-۴- نتایج حاصل از برون‌یابی برای مقادیر مربوط به فاصله ۱۲۵ سانتی‌متر با استفاده از

#### مدل MLP-ANN

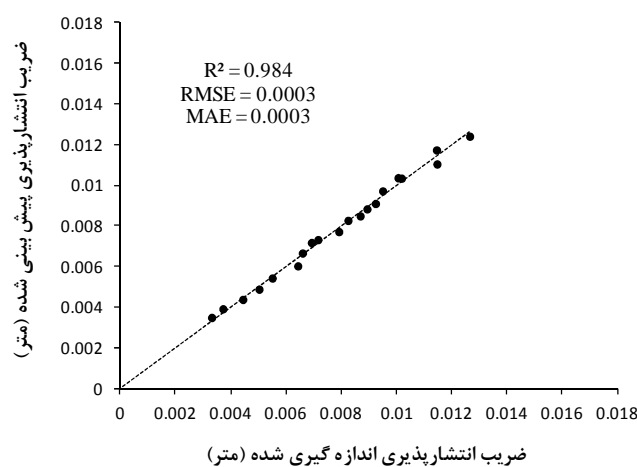
با انجام مراحل مشابه برای برون‌یابی در فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر، مدل MLP-ANN به منظور برون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۱۲۵ سانتی‌متر به اجرا درآمد که نتایج حاصل از اجرای مدل در جدول ۵-۶ آورده شده است.

جدول ۵-۶- نتایج برون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۱۲۵ سانتی‌متر با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

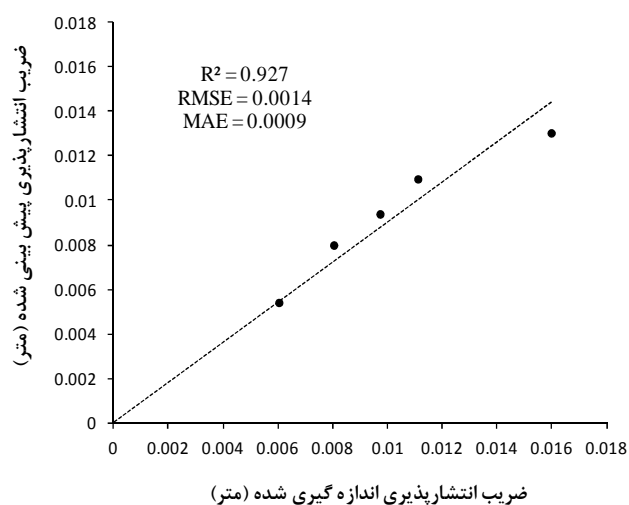
| MAE (m) | RMSE (m) | R <sup>2</sup> | مرحله محاسباتی | تعداد لایه پنهان | تابع محرک                | فاصله برون‌یابی شده |
|---------|----------|----------------|----------------|------------------|--------------------------|---------------------|
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۴  | ۰/۹۸۰          | آموزش          | ۱                | سیگموئید (Sigmoid)       | ۱۲۵ Cm              |
| ۰/۰۰۰۰۹ | ۰/۰۰۰۱۵  | ۰/۹۰۱          | صحت-یابی       |                  |                          |                     |
| -       | -        | -              | آموزش          | ۱                | گوسین (Gaussian)         | ۱۲۵ Cm              |
| -       | -        | -              | صحت-یابی       |                  |                          |                     |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۳  | ۰/۹۸۲          | آموزش          | ۱                | تانژانت هیپربولیک (Tanh) | ۱۲۵ Cm              |
| ۰/۰۰۰۰۹ | ۰/۰۰۰۱۵  | ۰/۸۹۸          | صحت-یابی       |                  |                          |                     |
| ۰/۰۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۰۳  | ۰/۹۸۴          | آموزش          | ۱                | سکانت هیپربولیک (Sech)   | ۱۲۵ Cm              |
| ۰/۰۰۰۰۹ | ۰/۰۰۰۱۴  | ۰/۹۲۷          | صحت-یابی       |                  |                          |                     |

همانطور که جدول ۵-۶ نشان می‌دهد، در این فاصله بجز تابع گوسین، مدل MLP-ANN توانسته با تمامی توابع خود، ضریب انتشارپذیری را با ضریب تبیین بالا و خطای کم تخمین نماید و این موضوع نشان دهنده‌ی توانایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برون‌یابی مقادیر مربوط به ضریب انتشارپذیری برای فاصله‌ی ۱۲۵ سانتی‌متر می‌باشد. اما از میان تمامی توابع استفاده شده تابع سکانت هیپربولیک

توانست با داشتن  $R^2 = 0.927$  و  $RMSE = 0.0014$  (m) و  $MAE = 0.0009$  (m) در مرحله‌ی صحت-یابی که همبستگی بیشتر و خطای کمتر را نسبت به سایر توابع نشان می‌دهد، ضریب انتشارپذیری را با دقت بسیار بالا برآورد نماید. شکل‌های ۵-۱۲ و ۵-۱۳ نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی را با تابع سکانت هیپربولیک برای فاصله‌ی ۱۲۵ سانتی‌متر، که بهترین ساختار ایجاد شده نسبت به سایر ساختارها بود، برای مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی نشان می‌دهد.



شکل ۵-۱۲- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی آموزش و به منظور برون‌یابی فاصله ۱۲۵ سانتی‌متر

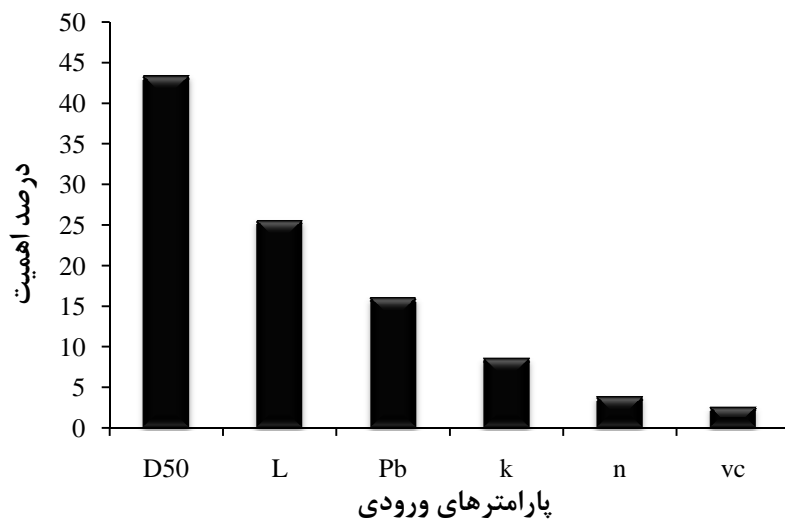


شکل ۵-۱۳- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP در مرحله‌ی صحت‌یابی و به منظور برون‌یابی فاصله ۱۲۵ سانتی‌متر

### ۵-۳- تعیین اهمیت پارامترهای ورودی به مدل شبکه‌ی عصبی

نرم‌افزار Qnet 2000 همچنین قادر است میزان تاثیر هر یک از پارامترهای ورودی به مدل را بر پارامتر خروجی مدل به دست آورده و به صورت درصد تاثیر ارائه دهد. بنابراین در این تحقیق نیز میزان تاثیر پارامترهای ورودی بر ضریب انتشارپذیری خاک با استفاده از نرم‌افزار Qnet 2000 مورد بررسی قرار گرفت. با این روش می‌توان داده‌های غیر وابسته را مشخص و حذف نمود. حذف داده‌های ورودی غیر وابسته هزینه‌ی جمع‌آوری داده‌ها را کاهش داده و در عین حال باعث بهبود کارایی شبکه‌ی عصبی می‌گردد. همچنین با پی بردن به روابط بین داده‌های ورودی و خروجی مدل، می‌توان با به حداقل رساندن تعداد ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی، مساله را تا حد زیادی ساده کرد (پرینسیپی و همکاران، ۲۰۰۰).

نتایج اهمیت هر پارامتر برحسب درصد مشارکت در ایجاد مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی که توسط مدل Qnet 2000 محاسبه شده، در شکل ۵-۱۴ آمده است.



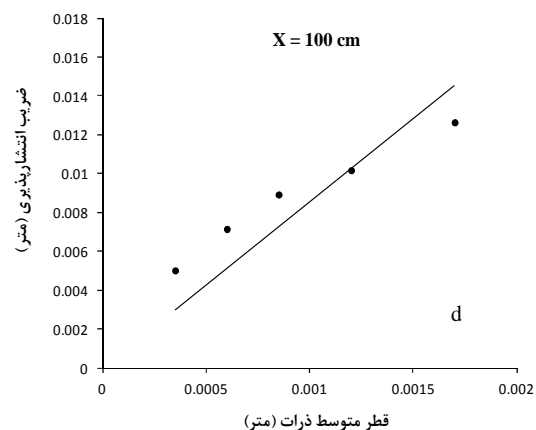
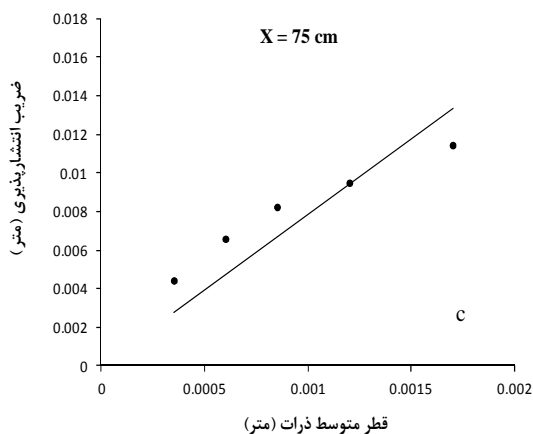
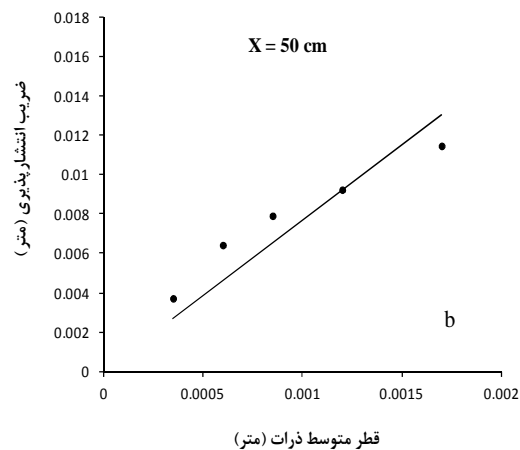
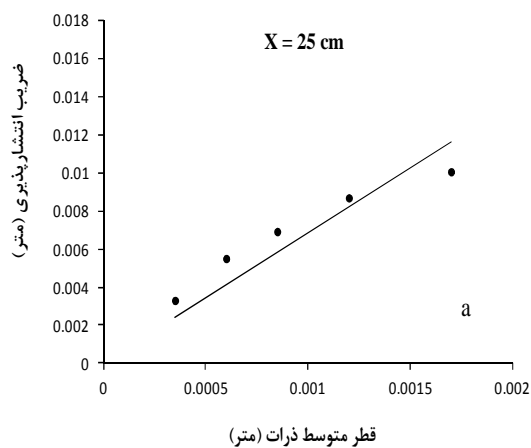
شکل ۵-۱۴- مقایسه‌ی میزان تاثیر پارامترهای فیزیکی مورد استفاده به عنوان ورودی مدل MLP در برآورد ضریب انتشارپذیری خاک

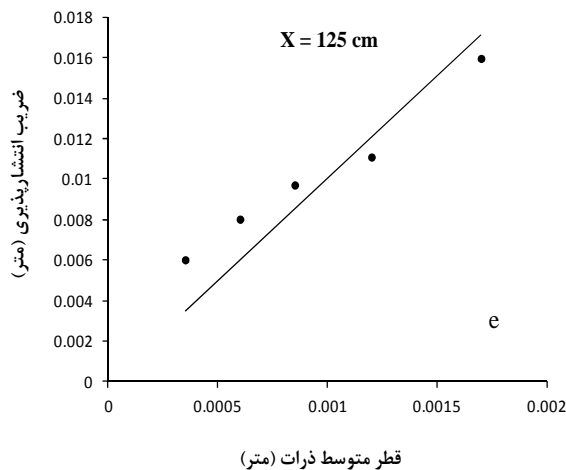
### ۵-۳-۱- موثرترین پارامتر بر ضریب انتشارپذیری خاک در بین پارامترهای ورودی مدل

همانطوریکه در شکل ۵-۱۴ دیده می‌شود بیشترین مشارکت و اهمیت را پارامتر قطر متوسط ذرات ( $D_{50}$ ) با مقداری حدود ۴۳/۳۸ درصد دارد. بنابراین به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری خاک حتما باید این پارامتر را در نظر گرفته و با دقت اندازه‌گیری نمود.

### ۵-۳-۱-۱- بررسی نحوه‌ی تاثیر قطر متوسط ذرات بر ضریب انتشارپذیری خاک

بررسی نحوه‌ی تاثیر قطر متوسط ذرات بر ضریب انتشارپذیری نشان می‌دهد که با افزایش قطر متوسط ذرات که بیان‌کننده‌ی بزرگتر بودن اندازه‌ی ذرات خاک می‌باشد، ضریب انتشارپذیری نیز افزایش می‌یابد که در شکل ۵-۱۵ (a تا e) روند تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در قطر متوسط ذرات نشان داده شده است.





شکل‌های (a تا e) ۵-۱۵- رابطه‌ی بین نحوه‌ی تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در قطر متوسط ذرات خاک آجفالودی، (۱۹۸۶)؛ علی پور و کمان دست، (۲۰۱۱)؛ چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) نیز در تحقیقات خود به نتیجه‌ی مشابه در این زمینه دست یافتند. آنها نتیجه گرفتند که با افزایش قطر ذرات خاک، ضریب انتشارپذیری خاک نیز افزایش می‌یابد.

پرفکت و همکاران، (۲۰۰۲) در تحقیق خود بر روی ۶ نوع بافت خاک لوم شنی تا سیلت رسی، به این نتیجه دست یافتند که مقدار ضریب انتشارپذیری در طول مسیر حرکت آلاینده‌ی پایدار  $\text{CaCl}_2$  از بافت درشت به سمت بافت ریز، افزایش می‌یابد. در حالی که نتایج به دست آمده از تحقیق آجفالودی، (۱۹۸۶)؛ علی پور و کمان دست، (۲۰۱۱)؛ چاوشی نژاد، (۱۳۸۹) و همچنین نتایج به دست آمده در تحقیق حاضر که همگی اثر قطر ذرات خاک را بر روی مقدار ضریب انتشارپذیری بررسی نموده‌اند، روند افزایشی ضریب انتشارپذیری را با افزایش قطر متوسط ذرات نشان می‌دهند که برخلاف نتایج به دست آمده از تحقیق پرفکت و همکاران، (۲۰۰۲) می‌باشد.

### ۵-۳-۲- کم تاثیرترین پارامتر بر ضریب انتشارپذیری در بین پارامترهای ورودی مدل

همچنین شکل ۵-۱۴ به روشنی نشان می‌دهد که در میان پارامترهای ورودی مدل، سرعت انتقال آلاینده ( $V_c$ )، کمترین تاثیر را بر ضریب انتشارپذیری در محیط متخلخل داشته است.

با توجه به تاثیر بسیار کم سرعت متوسط آلاینده بر ضریب انتشارپذیری، در این تحقیق سعی بر آن شد تا نتایج اجرای مدل شبکه‌ی عصبی، بدون در نظر گرفتن سرعت متوسط آلاینده به عنوان ورودی به مدل نیز بررسی شود.

جدول ۵-۷ نتایج تخمین ضریب انتشارپذیری را بدون در نظر گرفتن پارامتر سرعت متوسط آلاینده به عنوان ورودی مدل، نشان می‌دهد. همانطور که جدول ۵-۷ نشان می‌دهد، مقادیر آماری به دست آمده تفاوت چندانی با نتایج نشان داده شده در جدول ۵-۱ که نتایج را با در نظر گرفتن تمامی پارامترهای ورودی نشان می‌داد، ندارد. پس می‌توان نتیجه گرفت، بدون محاسبه و در نظر گرفتن سرعت متوسط آلاینده نیز می‌توان مقدار ضریب انتشارپذیری را با دقت بسیار مطلوب برآورد نمود.

جدول ۵-۷- نتایج تخمین ضریب انتشارپذیری خاک بدون در نظر گرفتن پارامتر سرعت متوسط آلاینده به عنوان

| ورودی مدل |                    |                  |            |          |         |
|-----------|--------------------|------------------|------------|----------|---------|
| تابع محرک | تعداد لایه‌ی پنهان | مرحله‌ی محاسباتی | ضریب تبیین | RMSE (m) | MAE (m) |
| بدون      | تانژانت            | آموزش            | ۰/۹۸۱      | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۰۰۰۳  |
| $V_c$     | هیپربولیک (Tanh)   | صحت یابی         | ۰/۹۸۵      | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۰۰۰۳  |

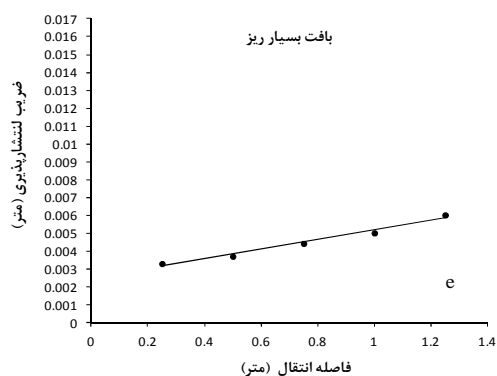
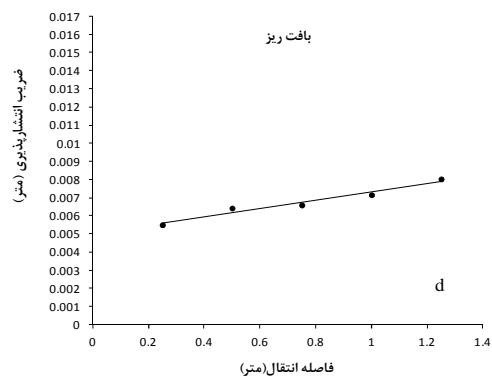
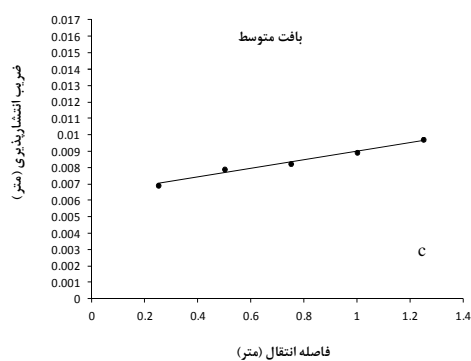
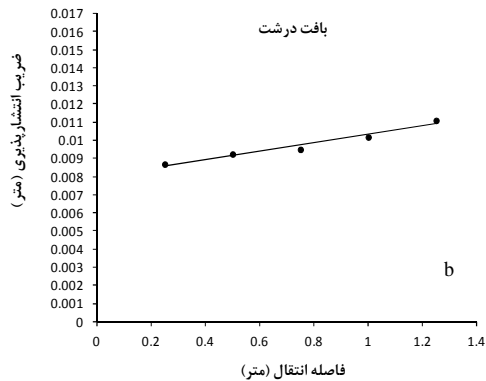
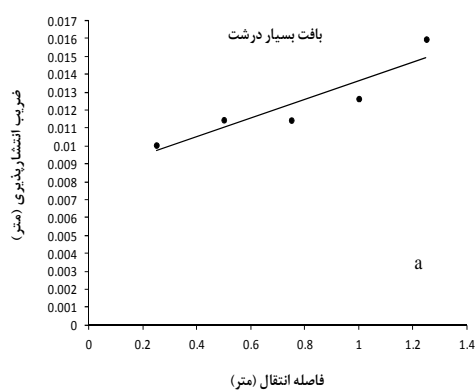
بررسی آنالیز حساسیت انجام شده توسط ایوب‌زاده و همکاران (۲۰۰۴) بر روی پارامترهای ورودی، به منظور برآورد ضریب انتشارپذیری در جریان‌های روباز و رودخانه‌ها، نشان دهنده‌ی تاثیر بسیار زیاد سرعت جریان رودخانه بر ضریب انتشارپذیری، نسبت به سایر پارامترهای ورودی بود که گویای تفاوت تاثیر پارامتر سرعت انتقال آلاینده بر ضریب انتشارپذیری در محیط متخلخل و در کانال‌های روباز و رودخانه است.

#### ۵-۴- بررسی نحوه‌ی تغییرات ضریب انتشارپذیری با سایر پارامترهای ورودی مدل‌ها

علاوه بر بررسی نحوه‌ی تاثیر قطر متوسط ذرات، چگونگی تاثیر دیگر پارامترهای موثر بر ضریب انتشارپذیری نیز در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفت.

۵-۴-۱- فاصله‌ی انتقال: همانطور که نتایج این پژوهش نشان می‌دهد و در شکل ۵-۱۶ (a تا e)

نیز آورده شده است، ضریب انتشارپذیری با مقیاس پژوهش رابطه دارد، به طوری که با افزایش مقیاس پژوهش، مقدار ضریب انتشارپذیری نیز افزایش می‌یابد که علت این افزایش را می‌توان به ناهمگنی ذاتی محیط متخلخل نسبت داد (عباسی، ۱۳۸۶).

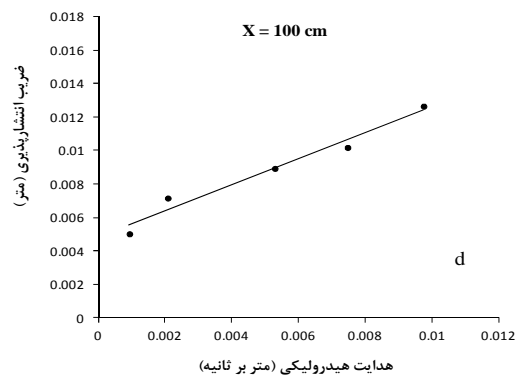
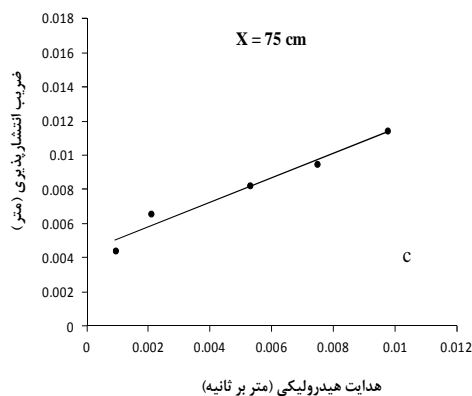
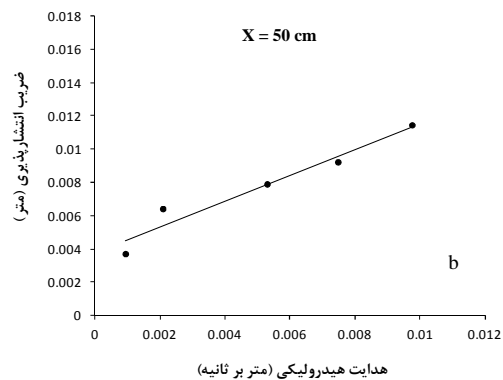
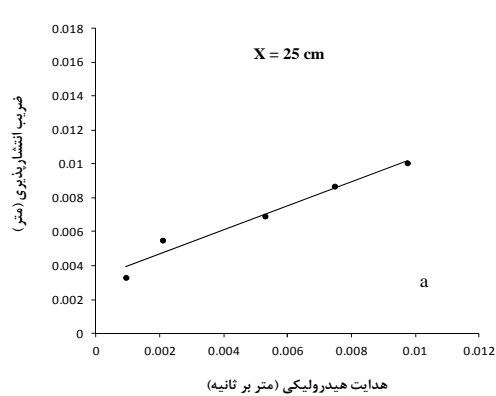


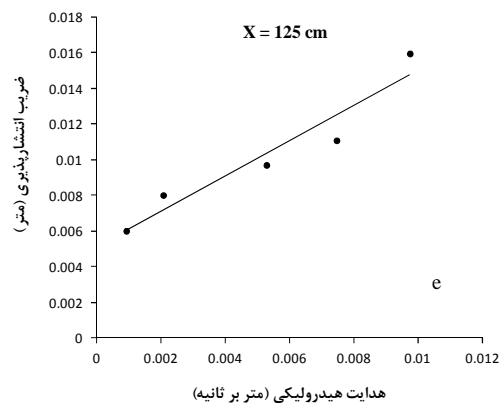
شکل (a تا e) ۵-۱۶- رابطه‌ی بین ضریب انتشارپذیری و فاصله‌ی انتقال در خاک‌های ماسه‌ای بسیار درشت، درشت، متوسط، ریز و بسیار ریز.



چاوشی نژاد، (۱۳۸۹)؛ شریفی پور و همکاران، (۱۳۸۷)؛ ویرنگا و ونجنوچتن، (۱۹۸۹) نیز در تحقیقات خود به نتایج مشابه دست یافتند. نتایج آنها بیان کننده‌ی این مطلب است که ضریب انتشار-پذیری به فاصله‌ی انتقال بستگی داشته و با افزایش فاصله از منبع آلاینده مقدار ضریب انتشارپذیری نیز افزایش می‌یابد.

**۵-۴-۲- هدایت هیدرولیکی:** نتایج این تحقیق، همچنین نشان می‌دهد که با افزایش هدایت هیدرولیکی خاک، ضریب انتشارپذیری نیز افزایش می‌یابد که علت این افزایش را می‌توان توانایی بالای خاک در انتقال آب و املاح با افزایش در هدایت هیدرولیکی دانست. رابطه‌ی بین نحوه‌ی تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در هدایت هیدرولیکی خاک در شکل ۵-۱۷ (a تا e) آورده شده است.





شکل ۵-۱۷ (a تا e) - رابطه‌ی بین نحوه‌ی تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در هدایت هیدرولیکی خاک آجفالودی، (۱۹۸۶) در تحقیق خود که بررسی ضریب انتشارپذیری در خاک غیرهمگن بود، نتیجه گرفت که با افزایش سرعت نفوذ (که ناشی از بزرگی اندازه‌ی قطر ذرات خاک و به تبع آن بزرگی اندازه‌ی خلل و فرج خاک است و یا به بیان دیگر همان بالا بودن هدایت هیدرولیکی است)، ضریب انتشارپذیری خاک نیز به طور خطی افزایش می‌یابد.

احتشامی و احمدنیا، (۱۳۸۵) که طریقه‌ی نشت هیدروکربن‌های نفتی را در منابع خاک آب‌های زیرزمینی با مدل RITZ، مدلسازی نمودند، به نتیجه‌ی مشابهی در مورد هدایت هیدرولیکی که به عنوان پارامتر ورودی مدل در نظر گرفته شده بود، دست یافتند. آنها دریافتند که با افزایش هدایت هیدرولیکی، نشت هیدروکربنی نیز افزایش می‌یابد.

در تحقیق حاضر، به علت تغییرات بسیار کم برای دو پارامتر تخلخل و وزن مخصوص حقیقی در تمامی آزمایشات، بررسی نحوه‌ی تاثیر آنها بر روی ضریب انتشارپذیری غیرممکن شد.

## ۵-۵-۵ مدل رگرسیون خطی چند متغیره

### ۵-۵-۱-۵ مقدمه

کاربرد مدل‌های رگرسیونی برای برآورد پارامترهای مختلف توسط محققین بسیاری مورد استفاده قرار گرفته است. از آنجایی که این روش‌ها به خوبی می‌توانند تاثیر یک متغیر مستقل را بر متغیر وابسته نشان دهند (مک براید، ۲۰۰۵)، سعی گردید قابلیت مدل رگرسیون خطی چند متغیره نیز در پیش

بینی ضریب انتشارپذیری به صورت معادله‌ی رگرسیونی به کمک نرم افزار SPSS 19 مورد بررسی قرار گیرد.

### ۵-۵-۲- اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره

در این مرحله با استفاده از تمامی داده‌هایی که به منظور اجرای مدل شبکه‌ی عصبی تقسیم‌بندی شده بود، مدل رگرسیون چند متغیره‌ی خطی اجرا شد و برای تمامی مراحل اجرا شده بر روی داده‌های مربوط به آموزش، روابط رگرسیونی به دست آمد تا با استفاده از این روابط به دست آمده، مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به داده‌های مرحله‌ی صحت‌یابی محاسبه شود. اجرای مدل رگرسیون با تقسیم‌بندی در نظر گرفته شده برای مدل شبکه‌ی عصبی باعث می‌شود تا داده‌ها در هر دو روش، یکسان در نظر گرفته شده و مقایسه‌ی صحیح بین نتایج دو روش امکان‌پذیر شود.

در جدول ۵-۸ روابط رگرسیونی به دست آمده بین ضریب انتشارپذیری خاک و پارامترهای موثر بر ضریب انتشارپذیری خاک که در مدل رگرسیون به عنوان مقادیر مستقل در نظر گرفته شده بودند، ارائه گردیده است.

جدول ۵-۸- روابط رگرسیونی خطی چند متغیره برای برآورد ضریب انتشارپذیری خاک

| شماره رابطه | فاصله انتقال   | رابطه رگرسیونی  |
|-------------|--|---|
| ۱           | با در نظر گرفتن کلیه فواصل انتقال بطور مخلوط                             | $\alpha = -0.051 + 0.003L + 13.165D_{50} + 4.093E-005\rho_b - 0.043n - 0.920k - 0.489V_c$ |
| ۲           | با حذف مقادیر مربوط به فاصله انتقال ۲۵ سانتیمتر از داده‌های مرحله آموزش  | $\alpha = -0.030 + 0.003L + 13.250D_{50} + 3.294E-005\rho_b - 0.065n - 0.931k + 0.646V_c$ |
| ۳           | با حذف مقادیر مربوط به فاصله انتقال ۵۰ سانتیمتر از داده‌های مرحله آموزش  | $\alpha = -0.074 + 0.003L + 12.070D_{50} + 4.828E-005\rho_b - 0.015n - 0.779k + 0.108V_c$ |
| ۴           | با حذف مقادیر مربوط به فاصله انتقال ۷۵ سانتیمتر از داده‌های مرحله آموزش  | $\alpha = -0.097 + 0.003L + 13.235D_{50} + 5.944E-005\rho_b - 0.002n - 0.914k + 0.219V_c$ |
| ۵           | با حذف مقادیر مربوط به فاصله انتقال ۱۰۰ سانتیمتر از داده‌های مرحله آموزش | $\alpha = -0.131 + 0.003L + 13.353D_{50} + 7.372E-005\rho_b + 0.026n - 0.931k - 0.013V_c$ |

$$\alpha = -0.275 + 0.002L + 13.610D_{50} + 0.143n - 0.965k + 0.439V_c$$

با حذف مقادیر مربوط به فاصله انتقال ۱۲۵ سانتیمتر از داده‌های

مرحله آموزش

۶

بعد از هر مرحله از اجرای مدل،  $R^2$ ، RMSE و MAE به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی نتایج بدست آمد. در جدول ۹-۵ نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون برای هر یک از مجموعه داده‌هایی که مدل شبکه‌ی عصبی نیز با آن به اجرا درآمد، به همراه نتیجه‌ی به دست آمده از مدل شبکه‌ی عصبی در همان مرحله، به منظور مقایسه‌ی نتایج به دست آمده از دو مدل آورده شده است.

جدول ۹-۵- شاخص‌های آماری روش‌های MLP-ANN و رگرسیونی (MLR) در پیش بینی ضریب انتشارپذیری خاک، با تقسیم‌بندی مشابه داده‌ها

| مقادیر آماری برای داده‌های مرحله صحت‌یابی |          |       | مقادیر آماری برای داده‌های مرحله آموزش |          |       | روش     | فاصله انتقال                                 |
|---|----------|-------|--|----------|-------|---------|--|
| MAE (m)                                   | RMSE (m) | $R^2$ | MAE (m)                                | RMSE (m) | $R^2$ |         |  |
| ۰/۰۰۰۳                                    | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۹۸۵ | ۰/۰۰۰۳                                 | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۹۸۳ | MLP-ANN | تمامی فواصل به طور مخلوط                     |
| ۰/۰۰۰۴                                    | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۸۸۸ | ۰/۰۰۰۵                                 | ۰/۰۰۰۷   | ۰/۸۵۵ | MLR     |  |
| ۰/۰۰۰۶                                    | ۰/۰۰۰۸   | ۰/۹۸۱ | ۰/۰۰۰۲                                 | ۰/۰۰۰۳   | ۰/۹۸۸ | MLP-ANN | با حذف فاصله ۲۵ سانتی‌متر از داده‌های آموزش  |
| ۰/۰۰۰۵                                    | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۸۵۰ | ۰/۰۰۰۶                                 | ۰/۰۰۰۸   | ۰/۸۳۵ | MLR     |  |
| ۰/۰۰۰۴                                    | ۰/۰۰۰۵   | ۰/۹۸۳ | ۰/۰۰۰۲                                 | ۰/۰۰۰۳   | ۰/۹۹  | MLP-ANN | با حذف فاصله ۵۰ سانتی‌متر از داده‌های آموزش  |
| ۰/۰۰۰۴                                    | ۰/۰۰۰۵   | ۰/۸۲۷ | ۰/۰۰۰۴                                 | ۰/۰۰۰۷   | ۰/۸۳۱ | MLR     |  |
| ۰/۰۰۰۳                                    | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۹۸۱ | ۰/۰۰۰۳                                 | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۹۸۴ | MLP-ANN | با حذف فاصله ۷۵ سانتی‌متر از داده‌های آموزش  |
| ۰/۰۰۰۴                                    | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۸۵۰ | ۰/۰۰۰۴                                 | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۸۵۹ | MLR     |  |
| ۰/۰۰۰۳                                    | ۰/۰۰۰۵   | ۰/۹۸۰ | ۰/۰۰۰۳                                 | ۰/۰۰۰۳   | ۰/۹۸۷ | MLP-ANN | با حذف فاصله ۱۰۰ سانتی-متر از داده‌های آموزش |
| ۰/۰۰۰۶                                    | ۰/۰۰۰۷   | ۰/۹۸۵ | ۰/۰۰۰۴                                 | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۸۷۰ | MLR     |  |

|        |        |       |        |        |       |             |  |
|--------|--------|-------|--------|--------|-------|-------------|--|
| ۰/۰۰۰۹ | ۰/۰۰۱۴ | ۰/۹۲۷ | ۰/۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۳ | ۰/۹۸۴ | MLP-<br>ANN | با حذف فاصله ۱۲۵ سانتی-<br>متر از داده‌های آموزش |
| ۰/۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۵ | ۰/۹۹۲ | ۰/۰۰۰۳ | ۰/۰۰۰۶ | ۰/۸۸۳ | MLR         |  |

همانطور که نتایج موجود در جدول ۵-۹ نشان می‌دهد، در تمامی فواصل انتقال، مدل رگرسیون خطی چند متغیره دارای ضریب تبیین پایین‌تری نسبت به مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی است. بعلاوه پارامترهای آماری RMSE و MAE خطای بیشتری را در نتایج حاصل از مدل رگرسیون برای داده‌های مربوط به مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی، نشان می‌دهند. بر همین اساس می‌توان نتیجه گرفت که مدل رگرسیون خطی چند متغیره دقت و توانایی کمتری را در تخمین ضریب انتشار پذیری خاک نسبت به مدل هوشمند شبکه‌ی عصبی مصنوعی داراست. همچنین نتایج نشان می‌دهد که ضریب انتشارپذیری پارامتری پیچیده بوده و به علت همین پیچیدگی و وجود عبارات غیرخطی در آن، شبکه‌ی عصبی مصنوعی که در مدل‌سازی مسایل غیرخطی با کارایی بالا تواناست، قادر به تخمین ضریب انتشارپذیری با دقت بالا و خطای بسیار کم می‌باشد.

# فصل ششم

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

## ۶-۱- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، به منظور پیش بینی ضریب انتشارپذیری که پارامتر مهم معادله‌ی جابجایی - انتشار می‌باشد و از طرفی اندازه‌گیری آن به طریق آزمایشگاهی، سخت و زمان‌بر است، و پیچیده و غیرخطی بودن روابط آن نیز اندازه‌گیری آن را مشکل نموده است، از روش شبکه عصبی مصنوعی به دلیل توانایی در حل مسائل غیرخطی به همراه دقت و سرعت بالا در پردازش اطلاعات، استفاده گردید و نتایج حاصل از آن با نتایج حاصل از مدل رگرسیون خطی چند متغیره نیز مقایسه شد. همچنین با توجه به وابستگی ضریب انتشارپذیری به مقیاس پژوهش، توانایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برون-یابی و درون‌یابی ضرایب انتشارپذیری مربوط به فواصل انتقال مختلف مورد بررسی قرار گرفت. برای مدل‌سازی ضریب مذکور از روش پرسپترون چند لایه‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و با استفاده از نرم-افزار Qnet 2000 و به منظور اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره از نرم افزار SPSS 19 استفاده گردید.

۱. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی که تعداد نرون‌ها بر روی لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای ورودی، و تعداد نرون بر روی لایه خروجی برابر با تعداد پارامتر خروجی و همچنین تعداد نرون لایه‌های پنهان برابر با تعداد نرون لایه‌ی ورودی بود توانست با تابع محرک سکانت هیپربولیک، و با ۱۰۰۰۰ تکرار، ضریب انتشارپذیری خاک را با ضریب تبیین برابر با ۰/۹۸۳ و ۰/۹۸۷ و RMSE برابر با ۰/۰۰۰۴ متر و MAE برابر با ۰/۰۰۰۳ متر و ۰/۰۰۰۳ متر به ترتیب در مرحله‌ی آموزش و صحت‌یابی، که بیانگر دقت بالا و خطای کم مدل می‌باشد، برآورد نماید.

۲. همچنین نتایج نشان دهنده‌ی این مطلب بود که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی توانست ضرایب انتشارپذیری مربوط به تمامی فواصل انتقال در نظر گرفته شده را با ضریب تبیین بالا و خطای بسیار کم برون‌یابی و یا درون‌یابی نماید. نتایج نشان داد که بجز برای درون‌یابی ضرایب انتشارپذیری مربوط به فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر، که تابع محرک گوسین با ایجاد بهترین ساختار

توانست ضرایب انتشارپذیری را در فاصله‌ی ۵۰ سانتی‌متر و با داشتن  $R^2 = ۰/۹۸۳$  و RMSE برابر با ۰/۰۰۰۵ متر و MAE برابر با ۰/۰۰۰۴ متر در مرحله‌ی صحت‌یابی، درون‌یابی نماید، سایر فواصل با تابع محرک سکانت هیپربولیک بهترین ساختار را برای برون‌یابی و یا درون‌یابی ضرایب انتشارپذیری در فواصل مختلف ایجاد نمودند. با توجه به نتایجی که در جداول (۲-۵)، (۳-۵)، (۴-۵)، (۵-۵)، و (۶-۵) ارائه شد، ضرایب انتشارپذیری ( $\alpha$ ) مربوط به فاصله‌ی ۲۵ سانتی‌متر با داشتن  $R^2 = ۰/۹۸۱$ ،  $RMSE = ۰/۰۰۰۸(m)$  و ( $\alpha$ ) مربوط به فاصله‌ی ۱۲۵ سانتی‌متر با داشتن  $R^2 = ۰/۹۲۷$ ،  $RMSE = ۰/۰۰۱۴(m)$  که نشان دهنده‌ی توانایی و دقت قابل قبول مدل شبکه‌ی عصبی بود، برون‌یابی شد و ضرایب انتشارپذیری ( $\alpha$ ) مربوط به فاصله‌ی ۷۵ سانتی‌متر با داشتن  $R^2 = ۰/۹۸۱$ ،  $RMSE = ۰/۰۰۰۴(m)$  و ( $\alpha$ ) مربوط به فاصله‌ی ۱۰۰ سانتی‌متر با  $R^2 = ۰/۹۸۰$ ،  $RMSE = ۰/۰۰۰۵$  متر که باز هم توانایی بالای مدل را بیان می‌کند، درون‌یابی شد.

۳. نتایج همچنین نشان داد که شبکه عصبی در درون‌یابی مقادیر ضریب انتشارپذیری مربوط به فواصل مختلف اندازه‌گیری شده توانا تر بود و این مطلب نشان می‌دهد که اگر داده‌های استفاده شده در مرحله صحت‌یابی در دامنه داده‌های آموزش باشند، شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی دقیق‌تر و با خطای کمتری است.

به منظور اجرای مدل رگرسیون نیز از همان داده‌های استفاده شده به منظور اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید و با استفاده از روابط بدست آمده برای داده‌های آموزش توسط مدل رگرسیون، مقادیر ضریب انتشارپذیری برای داده‌های مرحله‌ی صحت‌سنجی، پیش‌بینی شد. پارامتر-های آماری برای نتایج این مرحله نیز به دست آمد تا مقایسه‌ی آنها با نتایج مدل شبکه‌ی عصبی امکان‌پذیر گردد.

جدول ۶-۱ نتایج مدل رگرسیون را به همراه نتایج حاصل از بهترین ساختار ایجاد شده برای شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نشان می‌دهد.



جدول ۶-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی (MLP) و رگرسیون خطی (MLR) به منظور تخمین ضریب انتشارپذیری خاک

| مدل | پارامتر تخمین زده شده | مرحله    | R <sup>2</sup> | RMSE (m) | MAE (m) |
|-----|-----------------------|----------|----------------|----------|---------|
| MLP | ضریب انتشارپذیری خاک  | آموزش    | ۰/۹۸۳          | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۰۰۰۳  |
|     |                       | صحت یابی | ۰/۹۸۷          | ۰/۰۰۰۴   | ۰/۰۰۰۳  |
| MLR | ضریب انتشارپذیری خاک  | آموزش    | ۰/۸۵۵          | ۰/۰۰۰۷   | ۰/۰۰۰۵  |
|     |                       | صحت یابی | ۰/۸۸۸          | ۰/۰۰۰۶   | ۰/۰۰۰۴  |

۴. مقایسه‌ی نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی با داشتن ضرایب تبیین بالاتر و خطای کمتر قادر است ضریب انتشارپذیری را با دقت بالاتری تخمین بزند.

۵. همچنین مشخص است که ضریب انتشارپذیری پارامتری پیچیده بوده که روابط غیرخطی در آن برقرار است و به همین جهت مدل رگرسیونی در برآورد آن ضعیف عمل نموده و مقادیر خطا در آن بالا بود.

۶. نتایج بررسی میزان اهمیت پارامترهای ورودی بر ضریب انتشارپذیری خاک نشان دهنده‌ی بیشترین تاثیر قطر متوسط ذرات در تخمین ضریب انتشارپذیری خاک بود و کمترین تاثیر نیز مربوط به سرعت متوسط آلاینده می‌باشد.

۷. از آنجایی که علاوه بر یافتن درصد اهمیت پارامترهای ورودی بر تخمین ضریب انتشار دانستن نحوه‌ی تغییرات ضریب انتشارپذیری با تغییرات در پارامترهای موثر بر آن نیز دارای اهمیت می‌باشد، به بررسی این مقوله نیز پرداخته شد.

• **فاصله انتقال:** نتایج این تحقیق گویای این مطلب است که با افزایش فاصله از منبع آلاینده، ضریب انتشارپذیری نیز افزایش می‌یابد (شکل‌های a تا e ۵-۱۶).

• **هدایت هیدرولیکی:** با افزایش هدایت هیدرولیکی خاک که مبین افزایش تعداد خلل و فرج درشت خاک نیز می‌باشد، ضریب انتشارپذیری در خاک افزایش می‌یابد (شکل‌های a تا e ۵-۱۷).

• **قطر متوسط ذرات:** افزایش قطر ذرات خاک نیز افزایش در ضریب انتشارپذیری را نشان داد که می‌تواند به علت افزایش در اندازه‌ی خلل و فرج ناشی از افزایش قطر ذرات خاک باشد (شکل a تا e ۵-۱۵).

#### ۶-۲- پیشنهادها

▪ استفاده از سایر مدل‌های شبکه‌ی عصبی نظیر مدل (RBF) و یا (GRNN) و بررسی قابلیت آنها در تخمین ضریب انتشارپذیری خاک.

▪ استفاده از سایر مدل‌های نرم‌افزاری و ریاضی نظیر <sup>۱</sup>SVM، <sup>۲</sup>GP، <sup>۳</sup>GNM، Model Tree، M5 و <sup>۴</sup>GA به منظور برآورد ضریب انتشارپذیری خاک و بررسی توانایی این مدل‌ها در تخمین ضریب مذکور.

▪ استفاده از فاکتورهای آماری بیشتر نظیر RMS، MAE، MSE، b، MBE، SEE، SE،  $\lambda$ ، برای تعیین دقت تخمین مدل

---

<sup>۱</sup> Support vector machine

<sup>۲</sup> Genetic Programming

<sup>۳</sup> Genetic Neural Mathematical

<sup>۴</sup> Genetic Algorithm

## منابع مورد استفاده

- اوستان ش، (۱۳۸۹)، "شیمی خاک با نگرش زیست محیطی" چاپ دوم، انتشارات دانشگاه تبریز، ص ۴۵۳.
- ایزدی نیا. ا. عابدی کوپائی ج، (۱۳۹۰) " تعیین ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه‌ها" تحقیقات منابع آب ایران. سال هفتم، شماره ۱، ص ۵۹-۶۶.
- اکبرزاده ع. نوری ر. فرخ نیا. ا. خاکپور. ا. صباحی م، س، (۱۳۸۹) "تحلیل دقت و عدم قطعیت مدل های هوشمند در پیش بینی ضریب انتشار طولی رودخانه ها" مجله آب و فاضلاب. شماره ۳، ص ۹۹-۱۰۷.
- احتشامی م. احمدنیا ر، (۱۳۸۵) " مدلسازی نشت هیدروکربنهای نفتی در منابع خاک آبهای زیرزمینی." علوم و تکنولوژی محیط زیست. شماره ۲۹، ص ۴۷-۵۷.
- بای بوردی م، (۱۳۷۲) "فیزیک خاک" چاپ پنجم، انتشارات دانشگاه تهران، ۶۷۱ ص.
- بای بوردی م، (۱۳۷۹) "فیزیک خاک" چاپ ششم، انتشارات دانشگاه تهران، ۶۷۱ ص.
- حسینی ی. معاضد ه. ناصری ع. عباسی ف، (۱۳۸۹) " استفاده از روش فراکتال جهت بررسی اثر مقیاس طولی بر ضریب انتشارپذیری عناصر ناپایدار در خاک" سومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، ص
- چاوشی نژاد ع، (۱۳۸۹)، پایان‌نامه ارشد، " بررسی اثر فاصله انتقال بر ضریب انتشارپذیری خاک‌های ماسه‌ای همگن." دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مهاباد.
- ریاحی مدوار ح. ایوب‌زاده س ع، (۱۳۸۷) " تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی" مجله آب و فاضلاب، شماره ۶۷، ص ۳۴-۴۶.

- سبزی پرور ع. زارع ایبانه ح. بیات ورکشی م، (۱۳۸۹) "مقایسه یافته‌های مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی-فازی با مدل‌های رگرسیونی به منظور برآورد دمای خاک در سه اقلیم متفاوت" نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۴، شماره ۲، ص ۲۸۵-۲۷۴.
- شریفی پور م. معاضد ه. کرمی م، (۱۳۸۷) "اثر ضخامت و بافت خاک بر ضریب انتشارپذیری کلرید سدیم" دومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، ص
- عاطفی س. محمدی ک، (۱۳۸۳) "مدل سازی انتشار آلودگیهای نفتی در خاکهای ماسه‌ای رس دار با استفاده از روش اجزاء محدود" کنفرانس مهندسی معدن ایران، دانشگاه تربیت مدرس. ص ۹-۱.
- عباسی ف، (۱۳۸۶)، "فیزیک خاک پیشرفته" چاپ اول، انتشارات دانشگاه تهران، ۲۵۰ ص.
- کاوه ع. ایران‌منش ع، (۱۳۷۸) "شبکه‌های عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی سازه‌ها" چاپ اول، انتشارات مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن، ص ۱۳۲.
- کیا م، (۱۳۸۹) "شبکه‌های عصبی در MATLAB"، انتشارات کیان رایانه سبز، تهران، ص ۲۳۲.
- کارآموز م. رضانی ف. رضوی س، (۱۳۸۵) "پیش‌بینی بلند مدت بارش با استفاده از سیگنال‌های هواشناسی: کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی" هفتمین کنگره بین‌المللی مهندسی عمران.
- منهج م، (۱۳۸۱) "مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی" جلد اول، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ص ۵۰۲.
- محمدی تاکامی س م، (۱۳۸۴) "تاریخچه شبکه‌های عصبی" دانشگاه خواجه نصرالدین طوسی، تهران، ص ۴.

- معروف پور ع. معاضد ه، کشکولی ح ع، محمد ولی سامانی ح، (۱۳۸۷) " بررسی آزمایشگاهی اثر روش نمونه برداری در آزمایش های ردیابی بر ضریب انتشار پذیری آبخوان " **مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی**، شماره ۴۶، ص ۴۳۵-۴۴۶.
- معروف پور ع. کشکولی ح ع. معاضد ه. محمد ولی سامانی ح، (۱۳۸۴) " بررسی وابستگی انتشار پذیری خاک به ضخامت آن در خاک های ماسه ای همگن اشباع " **مجله علوم دانشگاه شهید چمران اهواز**، شماره ۱۴، ص ۱۶-۲۹.
- نوری ر. کرباسی ع. مهدیزاده ح، (۱۳۸۸) " پیش بینی ضریب انتشار طولی در رودخانه های طبیعی با مدل توسعه یافته شبکه عصبی " **مجله آب و فاضلاب**، شماره ۴، ص ۱۰۴-۱۰۹.
- نیک منش م، (۱۳۸۸) " پیش بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان محدوده ی ارسنجان با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی " **سومین همایش ملی آب و فاضلاب (با رویکرد اصلاح الگوی مصرف)**، تهران.

- Al-Tabbaa A. and Ayotamuno J. M. and Martin R.J. (2000) "One-dimensional solute transport in stratified sands at short travel distances", *Journal of Hazardous Materials*, A73, pp 1-15.
- Ayyoubzadeh S. A. and Faramarz M. and Mohammadi K. (2004) "Estimating longitudinal dispersion coefficient in rivers". *Proceedings of the 2nd Asia Pacific Association of Hydrology and Water Resources Conference*, Volume I, 5-8 July, 2004, Singapore, pp 636-643.
- Azamathulla H. and Md Wu F. (2005) "Application of Neural Networks for Longitudinal Dispersion Coefficient assessment", *Geophysical Research Abstracts*, Vol 7.
- Azamathulla H. Md. and Wu F. Ch. (2011) "Support vector machine approach for longitudinal dispersion coefficients in natural streams" *ELSEVIER Journal*. pp 1-4.
- **Ayotamuno J.M. (1998), PhD. Thesis, "Contaminant transport and immobilization in stratified sands", University of Birmingham, UK. pp. 264.**

- Adarsh S. (2010) “ Prediction of Longitudinal Dispersion Coefficient in Natural Channels Using Soft Computing Techniques” Civil Engineering, Vol. 17, No. 5, pp. 363-371.
- Alipour R. and Kamanbedast A. A. (2011) “Investigation of Vertical Transmission of Pollution at Laboratory Model and Its Vitalizing for Determination of Dispersion Coefficient at Homogenous Sandy Soil” World Applied Sciences Journal 14(2): 351-355.
- **Ayotamuno J.M., (1998), PhD. Thesis, “Contaminant transport and immobilization in stratified sands”, University of Birmingham, UK.**
- Bear J. and Verruijt A. (1994) “ Modelling groundwater flow and pollution”, D. Reidel Publishing Company, Dordrecht.
- Bouwer H. (1978) “Groundwater hydrology”, McGraw Hill, Inc.,pp 495.
- Cybenko G. (1989) “ Approximation by superposition of a sigmoidal function” Math Control Signal Syst., 2, 303-314.
- Etemad Shahidi A. and Taghipour M. (2012) “Predicting Longitudinal Dispersion Coefficient in Natural Streams Using M5’ Model Tree” ASCE J. Hydraulic Engineering, 138, 542-554.
- Fetter C.W. (1993) “Contaminant hydrogeology”, Prentice-Intell, Macmillan publishing company, pp 458.
- Freeze R.A. and Cherry J.A. (1979) “Groundwater”, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N. J., USA, pp 604.
- Fried J.J. and Comberous M.A. (1971) “ Dispersion in porous media”, Hydroscience, Vol. 7, pp 169-282.
- Field A. (2005) “Discovering Statistics Using SPSS”, (Introducing Statistical Methods Second Edition), Sage Publications.
- Gillham R. W. and Cherry J. A. (1982). “Contaminant migration in saturated unconsolidated geological deposits”, Geological Society of America, pp 189.
- Kirda C and Nielson D.R. and Biggar J.W. (1973) “Simultaneous transport of chloride and water during infiltration”, Soil Sci. Soc. **Am. J.**, Vol. 37, pp 339-345.
- Kashefipour S.M. and Falconer R. A. and Lin B. (2002) “Modelling longitudinal dispersion in natural flows using ANNs in Proceedings of River Flow”, Louvain-la-Neuve, Belgium, pp. 111-116.

- Hornik K. and Stinchcombe M. and White H. (1989) “Multilayer feedforward networks are universal approximators” *Neural Networks*. 2(5), **359-366**.
- Lide, D. R. (1994). **CRC Handbook of Chemistry and Physics**. 75<sup>th</sup> ed. CRS press, Boca Raton, FL. pp **2531**.
- McBride G. (2005) “Using statistical methods for water quality management”, John Wiley and Sons.
- Millington R. J. and Quirk J. P. (1961) “**Permeability of porous solids**” *Trans. Faraday Soc.* 57: **1200-1207**.
- Minasny B. and McBratney A. B. (2002) “The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, **66:352-361**.
- Nielson D. R. and Biggar J.W. (1962) “Miscible displacement: 111.Theoretical considerations”, *Soil Sci Soc. Am. J.*, Vol. 26, pp **216-221**.
- Ogata A. and Banks R.B. (1961) “A solution of the differential equation of the longitudinal dispersion in porous media”, *Fluid movement in earth materials. Geological Survey Professional*, pp **411-A**.
- Perfect E. and Sukop M. C. and Haszler G. R. (2002) “Prediction of dispersivity for undisturbed soil columns from water retention parameters”, Published in *Soil Sci. Soc. Am. J.* 66:696-701.
- Pickens J. F. and Grisak, G. E. (1981a) “Scale-dependent dispersion in a stratified granular aquifer”, *Water Resour. Res.*, 17(4), pp **1191-1211**.
- Piotrowski A. (2005) “ Application of Neural Networks for Longitudinal Dispersion Coefficient assessment” *Geophysical Research Abstracts*, Vol. 7, 00976.
- Principe J. C. and Euliano N. R. and Lefebvre W. C. (2000) “Neural and Adaptive Systems: Fundamentals Through Simulations” **John Wiley & Sons Inc**, New York.
- - Riahi Madvar H. and Ayyoubzadeh S. A. (2010) “Developing an Expert System for Predicting Pollutant Dispersion in Natural Streams” **InTech Journals**, pp 223-238.
- - Riahi Madvar H. and Ayyoubzadeh S. A. and Khadangi, E. and Ebadzadeh M. M. (2009) “An expert system for predicting longitudinal coefficient in natural streams by using ANFIS”, *Expert Systems with Applications*, Elsevier, 36, pp **8589-8596**

- Rowinski P. M. and Piotrowski A. and Napiorkowski, J. J. (2005) “Are artificial neural network techniques relevant for the estimation of longitudinal dispersion coefficient in rivers?”, *Hydrological Sciences Journal*, 50(1), pp **175-187**.
- Rumelhart D. and Hinton G. and Williams R. (1986) “ **Learning Internal Representations by Error Propagation**” In D. E. Rumelhart, & J. L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, Vol. 1, pp. **318-362**. Cambridge: MIT Press.
- Rifai, M. N. E., Kaufman, W. J. and Todd, D. K. (1956). Dispersion phenomena in laminar flow through porous media. Rep.3, I.E.R. Ser. 90, Lab., Univ. of Calif., Berkley.
- Toprak Z. F. and Cigizoglu H. K. (2008) “Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by artificial intelligence methods”, *Hydrological processes*, 22, 4106.
- Ujfaludi L. (1986) “ Longitudinal dispersion tests in non-uniform porous media”, *Hydrological Sciences. des Sciences Hydrologiques. J.*, 31, 4, 12, pp **467-474**.
- Ujfaludi L. (1986) “Longitudinal dispersion tests in non-uniform porous media”, *Hydrological Sciences Journal*, 31, 4, 12.
- Wierenga P. J. (2004) “Solute transport in porous media”, *Scale Effects*. From **HTML**. pp **72**.
- Wierenga P.J. and van Genuchten M.Th. (1989) “Solute transport through small and large unsaturated soil columns”, *Groundwater*, Vol. 27, pp **35-42**.
- Juan X. and Tingwu L. and Yipeng H. and Peifu J. (2011) “Analytical solution to salt-water movement in soil and the determination of the hydrodynamic dispersion coefficient”, *Journal of Agricultural Research*. Vol. 6(15), pp. **3499-3508**.
- Yang J. and Hines E. L. and Iliescu I. G. D. D. and Leeson M. S. (2007) “GNMM and accurate longitudinal dispersion dispersion coefficient prediction” 7<sup>th</sup> UK CARE Annual General Meeting, pp 1-5.
- Zhang G. and Patuwo B. E. and Hu M. Y. (1998) “Forecasting with artificial neural networks” **the state of the art. Int. J. Forecasting**, 14, **35-62**.

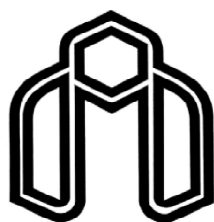


## **Abstract**

Soil dispersivity coefficient is a key parameter in determining the distribution of pollution concentration in soil, it is also an important parameter of the advection-dispersion equation, that it's measurement is very crucial. Soil dispersivity coefficient is also typically difficult to model due to the complexity of the phenomenon. With respect to importance of this parameter, this research aims to forecast soil dispersivity coefficient by using Multi Layer Perceptron (MLP) - Artificial Neural Network (ANN). whereas studies conducted by number of investigators have shown that the dispersivity of soil is dependent on the travel distance, this research also aims to extrapolation or interpolation the soil dispersivity coefficient values in each distance.

then comparing capability of ANN model with Multiple Linear Regression method (MLR). So, the experimental data which measured by chavoshinejad and maroofpur, (1389) in the rectangular tank with 1550mm length, 100mm width and 600mm height, were used in this study. The collected data related to sandy soil with five sizes of very coarse, coarse, medium, fine and very fine and five distances of 25, 50, 75, 100 and 125 cm. NaCl also was used as a conservative tracer with five velocities. The measured data such as transport distance (L), bulk density ( $\rho_b$ ), porosity (n), hydraulic conductivity (K), average diameter of particles ( $D_{50}$ ) and the pollutant velocity ( $V_c$ ) were used as input data and soil dispersivity coefficient ( $\alpha$ ) was the output of the models. For comparison of results, statistical criteriaes such as coefficient of determination ( $R^2$ ), Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) were used. The results showed that MLP - ANN with one hidden layer and Secant Hyperbolic function (Sech) and  $R^2 = 0.987$  and RMSE and MAE equal to 0.0004 and 0.0003 respectively in testing stage, gives the best result. so, ANN model can be used as a useful tool for dispersivity coefficient estimation. The ANN model showses satisfactory performance for all extrapolation and interpolation stages. The results also clearly showed that MLP-ANN can estimate more accurate than multiple linear regression method.

**Key words:** soil dispersivity coefficient, Artificial Neural Network (ANN), Multiple Linear Regression Method (MLR), homogenous sandy soil, water.



**Shahrood University of Technology**

**Faculty of Agriculture**

**Soil and Water Department**

**M.S.c. Thesis**

the Estimation of pollution dispersivity coefficient in homogenous sandy soils using Artificial neural network (ANN)

**Kiana Bahman**

**Supervisors:**

**Dr H. Ghorbani**

**Dr S. Emamgholizadeh**

**Advisors:**

**Dr I. Maroofpur**

**Dr Kh. Azhdari**

**Date:**

**July 2013**