آنالیز برگشتی در آزمایش SASW با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

توحید اخلاقی
استادیار گروه مهندسی عمران دانشکده فنی دانشگاه ارومیه
پیمان اصلاح
دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی عمران خاک و پی، دانشکده فنی دانشگاه ارومیه
پست الکترونیکی: t.akhlaghi@mail.urmia.ac.ir

چکیده

آزمایش آنالیز طیفی امواج سطحی SASW روش صحرایی غیرمخرب برای شناسایی و تعیین پروفیل سختی لایه‌های خاک و سیستم‌های چند لایه‌ای مشابه می‌باشد. نتایج حاصل از انجام آزمایش SASW در قالب منحنی پراکندگی تجربی قابل ارائه می‌باشد. منحنی پراکندگی بدست آمده از آزمایش به وسیله روش‌های برگردان برای تعیین پروفیل خاک در محل بکار برده می‌شود.

در این مقاله از مدل‌های شبکه عصبی برای تخمین و تعیین پروفیل خاک استفاده شده است. شبکه‌های عصبی چند لایه با الگوریتم یادگیری انتشار برگشتی گزینه‌های مناسبی جهت انجام فرآیند معکوس‌سازی آزمایش SASW می‌باشند. تعدادی منحنی پراکندگی تئوریکی که با استفاده از روش ماتریس سختی دینامیکی دقیق بدست آمده‌اند برای آموزش شبکه عصبی بکار برده شده‌اند. به عبارت دیگر این منحنی‌های پراکندگی به همراه پروفیل‌های خاک مربوطه به عنوان داده‌های آموزشی ورودی به شبکه در نظر گرفته شده‌اند. این داده‌های ورودی با سه الگوریتم یادگیری شامل پس‌انتشار خطای بیشترین شیب، گرادیان مزدوج و مارکوآرت- لونبرگ به شبکه آموزش داده می‌شوند. مقایسه نتایج حاصل از این مطالعات با آزمایشهای انجام یافته بوسیله روشSASW نشان می‌دهد که این شبکه‌ها جواب‌های مناسبی جهت تعیین پروفیل خاک در محل ارائه می‌دهند.

کلید واژه ها: آنالیز طیفی امواج سطحی، آنالیز برگشتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های انتشار برگشتی.

۱- مقدمه

آزمایش آنالیز طیفی امواج سطحی SASW (Spectral Analysis of Surface Wave) یک تکنیک غیرمخرب صحرایی جهت تعیین پروفیل سختی خاک در محل می‌باشد. سرعت و دقت بالای آزمایش و همچنین هزینه کم انجام آن باعث شده تا این روش به عنوان یکی از کارآمدترین تکنیک‌های غیرمخرب در شناسائی‌های ژئوتکنیکی معرفی گردد.

آزمایش بر مبنای خاصیت پراکندگی امواج سطحی در محیطهای لایه‌ای با سختی‌های متفاوت و همچنین فرض لایه‌بندی افقی تامسون- هسکل استوار می‌باشد [۱] و [۲]. در نتیجه این آزمایش در مناطقی که شرایط لایه‌بندی افقی در آنها

صادق و یا به صورت تقریبی برقرار است قابل کاربرد می‌باشد. انجام آزمایش SASW شامل سه گام اساسی زیر می‌باشد:

الف- آزمایشات صحرایی، شامل تولید امواج الاستیک و دریافت آنها در سطح زمین،

ب- ارزیابی منحنی پراکندگی،

ج- برگردان منحنی پراکندگی برای بدست آوردن پروفیل سختی سیستم.

انجام آزمایشات صحرایی و ارزیابی منحنی پراکندگی نسبتاً ساده می‌باشند. برگردان منحنی پراکندگی تئوریکی، یافتن یک سیستم لایه‌بندی شده تئوریکی است که با منحنی پراکندگی تجربی بدست آمده از آزمایش مطابقت دارد.

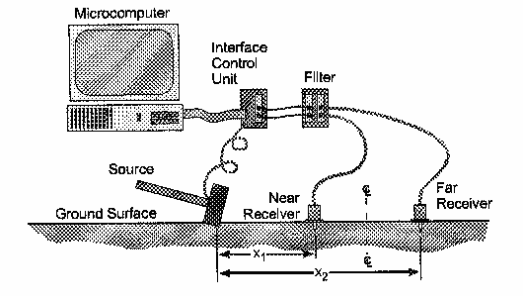
تشکیل منحنی پراکندگی تئوریکی بر اساس تئوری انتشار امواج در محیط های لایه ای است [۳]. بر اساس این تئوری سرعت فاز انواع مختلف امواج و مودهایشان می‌تواند مشابه یک تابع غیرخطی (توابع پراکندگی) باشد. از آنجا که خصوصیات پروفیل مشابه یک تابع شناسایی پراکندگی سیستم نمی تواند فرموله شود بنابراین روش سعی و خطا یا تکنیک بهینه‌سازی باید بکار برده شود که پروسه های برگشتی را بطور خودکار محاسبه و از بروز مشکلات عددی جلوگیری نماید [۴].

۲- آزمایش آنالیز طیفی امواج سطحی (SASW)

روش آزمایش به این ترتیب است که بوسیله یک منبع تولید امواج لرزه‌ای، در یک نقطه از سطح زمین انرژی لرزه‌ای تولید شده و این انرژی در نقاط دیگری در سطح زمین بوسیله گیرنده‌های حساس به حرکات قائم، ثبت می‌شود. با استفاده از تبدیل فوریه سریع (**FFT**) رکوردهای فوق از حوزه زمانی به حوزه فرکانسی تبدیل و در نتیجه اختلاف فاز میان گیرنده‌ها محاسبه می‌شود. با استفاده از اختلاف فاز حاصل، سرعت فاز محاسبه شده و به کمک داده‌های فوق می‌توان منحنی پراکندگی تجربی را ترسیم نمود. منحنی تغییرات سرعت فاز در برابر تغییرات فرکانس یا طول موج، منحنی پراکندگی نامیده می‌شود. آخرین گام برای بدست آوردن پروفیل خاک به همراه خصوصیات هر لایه انجام پروسه‌های برگشتی می‌باشد. تکنیک-های مختلف زیادی از آنالیز برگشتی برای بدست آوردن پروفیل‌های خاک و پارامتر سختی از منحنی پراکندگی وجود دارد [۵] و [۶] شکل ۱ تصویری شماتیک از آزمایش **SASW** را نشان می دهد.

تا به حال چندین الگوریتم جهت معکوس‌کردن داده‌های پراکندگی امواج سطحی ارائه شده است [۴]. فوستر (۱۹۶۰) یک روش عملی جهت محاسبه برگردان منحنی پراکندگی معرفی کرد [۷]. روش‌های معکوس‌سازی برمبنای تئوری انتشار امواج روش‌های مناسبی برای بدست آوردن پروفیل سرعت موج برشی هستند. در سالهای ۱۹۵۸ تا ۱۹۶۲ یکی از محققین با استفاده از روش حدس و خطا تطابق داده‌های پراکندگی اندازه‌گیری شده با منحنی پراکندگی تئوریکی را انجام داد [۸]. نظریان در سال ۱۹۸۴ با استفاده از ماتریس تبدیل محاسبه منحنی‌های پراکندگی مصنوعی را برای پروفیل‌های با لایه بیشتر مورد استفاده قرار داد [۳]. روش بهینه‌سازی غیرخطی مجموع مربعات نیز جهت برگردان منحنی پراکندگی تئوریکی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۹]. کاربر با تخمین اولیه پروفیل سرعت موج برشی و استفاده از یک الگوریتم حداقل مربعات نظیر نیوتن- رافسون، گرادیان مزدوج و ... مقادیر سرعت‌ها را طوری تنظیم می‌کند که تطابق با منحنی پراکندگی تجربی حاصل آید.

جهت تکمیل و جایگزینی روش حداقل مربعات، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برگردان منحنی پراکندگی مطرح می‌گردد [۱۰]، [۱۱]، [۱۲] و [۱۳]. از آنجا که روش شبکه‌های عصبی نسبت به کامل نبودن داده‌ها و عدم دقت آنها حساسیتی قابل توجه ندارد لذا می‌توان آنها را به صورت اتوماتیک به همراه روش‌های صحرایی بکار برد. البته چون روش شبکه عصبی مصنوعی منحنی پراکندگی را تخمین می‌زند (به صورت تقریبی)، لذا دقت نتایج آن به اندازه روش‌های الگوریتم تکراری نیست. در جائیکه زمان برای ما اهمیت نداشته و دقت مسئله مورد نظر است می‌توان از روش شبکه‌های عصبی به عنوان مکمل روش حداقل مربعات استفاده کرد. بدین شکل که تخمین اولیه پروفیل سرعت امواج برشی توسط شبکه عصبی بدست آمده و مابقی مراحل توسط روش حداقل مربعات انجام می‌گردد.



شکل ۱: تصویر شماتیک **آزمایش SASW**

۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

عنصر اساسی محاسب در سیستم‌های بیولوژیک، نرون نام دارد و با استفاده از این سیستم، مدل نرون مصنوعی معرفی گردید. با اجتماع سلول‌های عصبی شبکه‌های عصبی بوجود می‌آیند که این شبکه‌ها قابلیت یادگیری داشته و دارای توانایی شگرفی در شناسایی الگوها، تقریب توابع غیرخطی و ... می‌باشند. با ارائه داده‌های کافی و آموزش مناسب، شبکه می‌تواند رابطهٔ بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تشخیص داده و سپس برای داده‌های دیگر تعمیم دهد.

گام‌های اساسی در آموزش شبکه به قرار زیرند:

۱- ارائه زوج‌های آموزشی به شبکه،

۲- انجام محاسبات انتشار برگشتی در مسیرهای رفت و برگشت،

۳- اصلاح وزن‌ها در جهت کاهش خطای شبکه.

۴- آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی

منحنی‌های پراکندگی که برای آموزش شبکه بکار برده می‌شوند با استفاده از برنامه کامپیوتری نوشته‌شده بر مبنای روش ماتریس سختی دینامیکی دقیق می‌باشند [۱۴]. روش ماتریس سختی با استفاده از توسعه روش ماتریس انتقال کاسل- راست (۱۹۸۱) بدست آمده و نیز با کمی تفاوت توسط ولف (۱۹۸۵) ارائه گردیده است [۱۵] و [۱۶]. ماتریس سختی دینامیکی نیروها را در بالا و پائین هر لایه با تغییرمکان در همان نقاط و در حوزهٔ طول موج- سرعت فاز (فرکانس- عدد موج) ارتباط می‌دهد.

منحنی‌های پراکندگی مورد استفاده در مجموعه آموزش-دهنده سرعت بدون بُعد در مقابل طول موج بدون بُعد می‌باشد. برای تبدیل منحنی‌های پراکندگی به منحنی‌های پراکندگی بدون بعد می‌توان سرعت‌ها را به یک سرعت و طول‌موج‌ها را به یک فاصله مشخص تقسیم نمود. این سرعت و فاصله مشخص را می‌توان سرعت و ضخامت لایه اول پروفیل خاک در نظر گرفت.

سرعت فاز بدون بعد:

$$V'_{phase} = V_{phase} / V_{s1} \qquad (۱)$$

و طول‌موج بدون بعد:

$$\lambda'_{phase} = \lambda_{phase} / d_1 \qquad (۲)$$

که در روابط بالا:

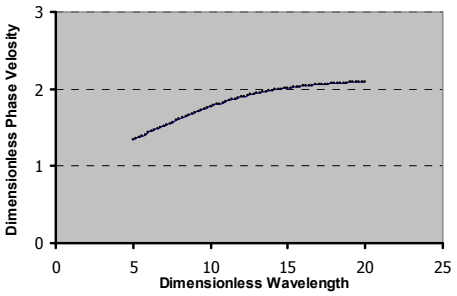
V_{s1}: سرعت موج برشی در لایه سطحی (لایه اول)

d_1: ضخامت لایه سطحی (لایه اول)

$\lambda_{X\ phase}$: طول‌موج در منحنی پراکندگی

V_{phase}: سرعت فاز

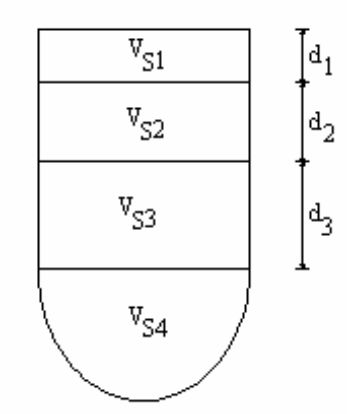
شکل ۲ یک منحنی تیپ از منحنی پراکندگی تئوریکی نرمالاتز شده را نشان می دهد.



شکل ۲: منحنی پراکندگی تئوریکی نرمالایز شده

۵- مجموعه آموزش دهنده

مجموعه آموزش دهنده از روی مدل خاک چهار لایه با ضخامت‌های d_1، d_2، d_3 و بینهایت و نیز سرعت‌های موج برشی V_{s1}، V_{s2}، V_{s3} و V_{s4} مطابق شکل ۳ در نظر گرفته شده است. نسبت‌های مختلفی با توجه به سرعت موج برشی در خاکهای مختلف و نیز ضخامت‌های فرضی برای این مدل مد نظر قرار گرفته که تمام این مقادیر در جدول ۱ آورده شده است.



شکل۳: پروفیل لایه های خاک

جدول ۱: پارامتر های آموزشی خروجی برای خاک لایه‌بندی شده

d_2 / d_1	d_3 / d_1	Vs_2 / Vs_1	Vs_3 / Vs_1	Vs_4 / Vs_1
۱/۲	۱/۳	۱/۲	۱/۵	۲/۰
۱/۴	۱/۶	۱/۴	۱/۸	۲/۵
۱/۶	۱/۹	۱/۶	۲/۱	۳/۰
۱/۸	۲/۲	۱/۸	۲/۴	۳/۵
۲/۰	۲/۵	۲/۰	۲/۷	۴/۰
۲/۲	۲/۸	۲/۲	۳/۰	۴/۵

تعداد ۱۱۹ داده آموزشی از جدول ۱ استخراج گردیده که هر کدام از این ۵ پارامتر بیانگر یک پروفیل خاک می باشند (d_2/d_1، d_3/d_1، V_{S2}/V_{S1}، V_{S3}/V_{S1}، V_{S4}/V_{S1}). با توجه به مقادیر پروفیل خاک منحنی پراکندگی نظیر آن با استفاده از برنامه کامپیوتری به روش ماتریس سختی دینامیکی دقیق تعیین گردید. در محاسبه منحنی‌های پراکندگی که بر اساس طول موج بدون بعد (λ'_{phase}) در برابر سرعت برشی بدون بعد (V'_{phase}) ترسیم شده‌اند، مقادیر طول موج بدون بعد در بازه بین ۵ تا ۲۰ به فواصل ۰/۲ در نظرگرفته شده‌اند. بنابراین منحنی‌های پراکندگی از ۷۶ زوج عدد (طول موج بدون بعد- سرعت موج برشی بدون بعد) تشکیل می-گردند. منحنی‌های پراکندگی نرمالایز شده به عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند و در نهایت شبکه عصبی خروجی خواهد داشت که مشخص‌کننده پروفیل خاک می‌باشد.

۶- شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی

برای آموزش، ارزیابی و آزمون شبکه از نرم‌افزار Matlab 6.5 استفاده شده است. با استفاده از الگوریتم انتشار برگشتی و روش‌های یادگیری گوناگون، داده‌های آموزشی توسط نرم‌افزار مورد ارزیابی قرار گرفتند. شبکه‌های انتشار برگشتی سه، چهار و پنج لایه به همراه الگوریتم‌های یادگیری پس‌انتشار خطای بیشترین شیب، گرادیان مزدوج و مارکوآرت- لونبرگ برای ارزیابی داده‌های آموزشی بکار برده شدند [۱۷].

برای ارزیابی شبکه‌های انتشار برگشتی تعداد ۳۵ منحنی پراکندگی نرمالایز شده به همراه پروفیل خاک ایجاد شده، بکار برده می‌شود. برای مقایسه کارکرد شبکه با تعداد نرون‌های میانی (لایه مخفی) مختلف از شاخص میانگین مربعات خطا (MSE) استفاده گردید. پس از تعیین تعداد نرون‌های لایهٔ مخفی و انتخاب شبکه بهینه از میان شبکه‌های ارزیابی شده نوبت به آزمون شبکه می رسد. در این تحقیق تعداد پنج منحنی پراکندگی به عنوان داده‌های آزمون شبکه در نظر گرفته شده است.

۷- نتایج شبکه‌های عصبی مصنوعی

مطالعه خروجی‌های شبکه‌های عصبی نشان می‌دهد که این مدل‌ها دارای نتایج منطبق برمنحنی‌های پراکندگی ورودی با پروفیل خاک می‌باشند. نتایج بررسی‌های به عمل آمده با توجه به معماری شبکه انتشار برگشتی و نوع الگوریتم یادگیری در جدول ۲ آورده شده است.

traingdx : تابع آموزشی پس‌انتشار خطای بیشترین شیب با ضریب یادگیری متغیر به فرم دسته‌ای.

trainscg : تابع آموزشی گرادیان مزدوج مقیاس شده.

trainlm : تابع آموزشی مارکوآرت- لونبرگ.

در آموزش شبکه با الگوریتم یادگیری گرادیان مزدوج از چهار تابع آموزشی برای ارزیابی بهتر شبکه استفاده شده است که از میان این توابع آموزشی کمترین خطا در الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس شده مشاهده شد. داده‌های ارزیابی با الگوریتم مارکوآرت- لونبرگ نیز مورد بررسی قرار گرفته ولی به علت بزرگ بودن شبکه، کامپیوتر پیغام Run Out of Memory را نشان می‌داد. با توجه به روش‌های کاهش حافظه در الگوریتم مارکوآرت- لونبرگ، این روش نیز بکار برده شد، اما بعلت بزرگ بودن ابعاد شبکه آموزش‌دهنده همچنان کامپیوتر توانایی تشکیل ماتریس‌ها و اجرای برنامه را نداشته و طبق توصیه نرم‌افزار Matlab استفاده

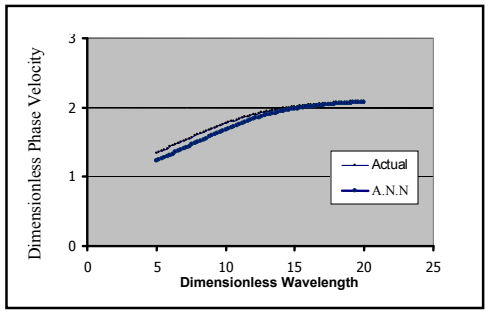
از سایر الگوریتم‌ها پیشنهاد می‌گردد. در جدول ۳ مقایسه نتایج بین محاسبات شبکه عصبی و مقدار واقعی آورده شده است. اشکال ۴ و ۵، برای نمونه، نتایج شبکه عصبی با مقادیر واقعی در منحنی پراکندگی و ترسیم پروفیل خاک را در شبکه پنج لایه (۵–۹۰–۸۰–۷۰–۱۱۹) با الگوریتم گرادیان مزدوج در داده آزمون TEST_1 نشان می‌دهد.

جدول ۲: نتایج شبکه‌های عصبی برای داده‌های ارزیابی

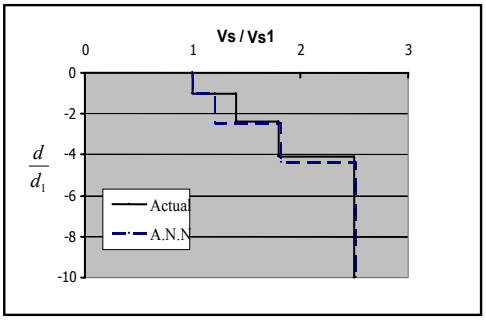
ردیف	نوع شبکه انتشار برگشتی	نوع الگوریتم یادگیری	نوع تابع آموزشی شبکه	تعداد تکرار (Epochs)	مقدار خطا (MSE)
۱	سه لایه	پس‌انتشار خطای بیشترین شیب	traingdx	۲۸۷۵۰	۰/۳۸۸۲۳۴
۲	چهار لایه	پس‌انتشار خطای بیشترین شیب	traingdx	۲۱۷۵۰	۰/۲۹۴۰۵
۳	پنج لایه	پس‌انتشار خطای بیشترین شیب	traingdx	۱۹۲۵۰	۰/۲۵۵۰۴
۴	سه لایه	گرادیان مزدوج	trainscg	۴۳۸۰	۰/۰۹۹۹۸۵
۵	چهار لایه	گرادیان مزدوج	trainscg	۱۵۹۲	۰/۰۹۹۹۰۰
۶	پنج لایه	گرادیان مزدوج	trainscg	۱۲۴۳	۰/۰۹۹۹۶۶
۷	سه لایه	مارکوآرت– لونبرگ	trainlm	----	----
۸	چهار لایه	مارکوآرت– لونبرگ	trainlm	----	----
۹	پنج لایه	مارکوآرت– لونبرگ	trainlm	----	----

جدول۳: مقادیر خطای بدست آمده برای پارامتر های خروجی توسط شبکه های عصبی

ردیف	داده آزمون	d_2/d_1	d_3/d_1	V_{S2}/V_{S1}	V_{S3}/V_{S1}	V_{S4}/V_{S1}
۱	TEST_1	-۰/۰۷۳۵	-۰/۱۷۹۶	۰/۱۸۶۷	-۰/۰۲۰۴	-۰/۰۱۴۹
۲	TEST_2	۰/۰۲۳۵	۰/۲۸۲۶	-۰/۱۲۵۷	۰/۰۶۷۷	-۰/۰۳۴۸
۳	TEST_3	-۰/۱۹۷۲	۰/۰۵۸۳	۰/۰۸۱۳	۰/۰۹۸۰	-۰/۱۳۴۸
۴	TEST_4	۰/۲۴۴۵	-۱/۱۵۸۵	-۰/۱۳۲۰	-۰/۱۵۴۱	۰/۰۴۶۳
۵	TEST_5	-۰/۳۱۴۸	۰/۲۲۱۸	-۰/۰۶۸۱	۰/۳۹۷۶	-۰/۱۴۵۰



شکل۴: تطابق منحنی پراکندگی و مقایسه نتایج شبکه عصبی با مقادیر واقعی



شکل۵: پروفیل خاک و مقایسه نتایج شبکه عصبی با مقادیر واقعی

۸- خلاصه و نتیجه‌گیری

نتایج و بررسی‌های انجام شده بر روی شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی نشان می‌دهد که این شبکه‌ها در تمامی موارد مثال های حل شده در این مقاله قابلیت تخمین و تقریب پروفیل خاک را دارند. این شبکه‌ها عمل معکوس‌سازی امواج سطحی را روی منحنی‌های پراکندگی مصنوعی متناظر با خاک مدل شده چهار لایه انجام می-دهند.

مطابق نتایج مشاهده‌شده از میان شبکه‌های انتشار برگشتی بکار رفته در این تحقیق شبکه انتشار برگشتی پنج لایه با الگوریتم یادگیری گرادیان مزدوج مقیاس شده (SCG) بهترین تخمین را در خصوص این منحنی‌های پراکندگی انجام می‌دهد. استفاده از منحنی‌های پراکندگی حاصل از آزمایش بر روی خاک‌های واقعی برای آموزش داده‌های شبکه عصبی امکان استفاده از این روش را برای سایت‌های واقعی مقدور می‌سازد.

از مزایای استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، معکوس‌سازی منحنی‌های پراکندگی سه بعدی است. شبکه‌های عصبی آموزش دیده نیاز به انجام محاسبات پیچیده و زمان‌بر روش‌های حداقل مربعات و حدس و خطا را ندارد و مطابق آنچه آموزش دیده است می‌تواند پروفیل خاک را تخمین بزند.

یکی از معایب روش شبکه‌های عصبی برای معکوس-سازی منحنی‌های پراکندگی عدم تشخیص تعداد لایه‌ها در خاک می‌باشد و رفع این عیب زمانی محقق می‌شود که آموزش شبکه‌های عصبی مطابق با داده‌های آموزشی باشد. این بدان معناست که نمی‌توان یک شبکه عصبی آموزش دیده برای خاک چهار لایه را برای پروفیل‌های خاک پنج لایه بکار برد. استفاده از شبکه‌های عصبی برای پروفیل‌های خاک با لایه‌های بیشتر نیازمند افزایش داده-های آموزشی متناسب با آن پروفیل می‌باشد. با توسعه محدوده مسئله، شبکه نیازمند یادگیری مسائل پیچیده‌تری خواهد بود که همین امر باعث تولید شبکه‌ای بزرگتر و مثال‌های متعدد بیشتر جهت آموزش دادن شبکه می‌گردد. لذا الگوریتم‌های آموزشی سریعتری مورد نیاز خواهد بود تا عمل آموزش دادن را در مدت زمان مطلوبی انجام دهد و نیز الگوریتم‌های انتشار امواج سریعتری مورد نیاز خواهد بود تا مجموعه داده‌های آموزشی را کامل نماید.

۹- مراجع

1- Thomson, W.T., 1950, "Transmission of Elastic Waves Through a Stratified Solid Medium", J.Appl. Physics, 21(1), 89-93.

2- Haskell, N.A., 1953, "The Dispersion of Surface Waves In Multi Layered Media", Bull. of the Seismological Soc. of Am., 55(2), 335-358.

3- Nazarian, S. and Stokoe, K.H., 1984, "In Situ Shear Wave Velocity from Spectral Analysis of Surface Waves", Proc. of The 8th World Conference On Earthquake Engineering, Vol.3, pp.31-38.

4- Ganji, V., Gucunski, N. and Nazarian, S., 1998, "Automated Inversion Procedure for Spectral Analysis of Surface Wave", Journal of Geotechnical Engineering, ASCE, Vol.128, No.8, pp.757-770.

5- Nazarian, S. and Desai, M.R., 1993, "Automated Surface Wave Method: Field Testing", Journal of Geotechnical Engineering, ASCE, Vol.119, No.7, pp.1094-1111.

6- Yuan, D. and Nazarian, S., 1993, "Automated Surface Wave Method: Inversion Technique", Journal of Geotechnical Engineering, ASCE, Vol.119, No.7, pp.1113-1126.

7- Heukelom, W. and Foster, C.R., 1960, "Dynamic Testing of Pavements", J. Struct. Div., ASCE, 86(1), 1-28.

8- Jones, R.,1958, "In Situ Measurement of the Dynamic Properties of Soil by Vibration Methods", Geotechnique, Vol.8, No.1, pp21-29.

9- Hossain, M.M. and Drenevich, V.P., 1989, "Numerical and Optimization Technique Applied to Surface Waves for Backcalculation of the Layered Media", Nondestructive Testing of Pavements and Backcalculation Moduli, STP 1026, A.J. Bush and G.Y. Baladi, Eds., ASTM, Philadelphia, pp. 649-669.

10- Meier, R.W. and Rix, G.J., 1993, "An Initial Study of Surface Wave Inversion Using Artificial Neural Network", Geotechnical Testing Journal, Vol.16, No.4, pp.425-431.

11- Gucunski, N., and Krstic, V., 1996, "Back Calculation of Pavement Profiles from Spectral Analysis of Surface Waves Test by Neural Networks Using Individual Receiver Spacing Approach", Transportation Research Record 1526, National Research Council, Washington, D.C., pp.6–13.

12- Trefor, P.W. and Gucunski, N., 1995, "Neural Networks for Back Calculation of Moduli from SASW Test, Journal Of Computing In Civil Engineering", Vol.9, No.1, pp.1-8.

13- Gucunski, N., Krstic, V., and Maher, M.H., 1998, "Back Calculation of Pavement Profiles

from the SASW Test by Neural Networks", Manuals and Reports In Engineering Practice, ASCE, pp. 191–222.

۱۴- منوچهری، علیرضا، ۱۳۸۲، "بررسی عوامل موثر بر روی منحنی پراکندگی تئوریکی در یک محیط چند لایه‌ای"، پایان‌نامه دوره کارشناسی ارشد، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

15- Kausel, E. and Roesset, J.M., 1981, "Stiffness Matrices for Layered Soils", Bull. of The Seismological Soc. of America, Vol.54, No.1, pp.431-438.

16- Wolf, J.P., 1985, "Dynamics of Soil-Structure Interaction", Prentice-Hall Inc., Englewood, N.J.

17- Demuth, H.B. and Beale, M., 2002, "Neural Network Toolbox, user's guide". Natick, MA: The MathWork, Inc.

******

Backcalculation Analysis of SASW Test Using Artificial Neural Networks

T. Akhlaghi
Assistant Professor, Civil Engineering faculty, Urmia University

P. Eslah
Postgraduate Student, Civil Engineering faculty, Urmia University
t.akhlaghi@mail.urmia.ac.ir

Spectral analysis of surface wave method is an in-situ nondestructive testing technique for site exploration and determination of soil layers stiffness profile and similar systems. The results of SASW measurements are presented in the form of experimental dispersion curve. This curve is used for determining the soil profile by means of one of the available backcalculation procedures.

In this paper, artificial neural networks have been used for estimation and determination of soil profile. Multi layer neural networks along with back propagation training procedure are suitable choices to carry out the required inversion process. A number of theoretical dispersion curves, which have been obtained using the exact dynamic stiffness matrix method, are used for training the networks. In other words, these curves along with the relevant soil profiles are used as input data for training the networks by means of three training algorithms. These algorithms are the Steepest Descent Gradient Algorithm, Conjugate Gradient Algorithm and Levenberg–Marquardt Algorithm. The comparisons made between the results obtained from this study and those resulted from other backcalculation procedures show very good match indicating that the method employed in this study can be effectively used for determination of soil site profiles.

Keywords: Spectral Analysis, Surface Wave, Backcalculation Analysis, Artifcial Networks.