

کارایی الگوریتم‌های هوشمند در تهیه ارتوفتو و تولید مدل رقومی ارتفاعی

حسین باقری^۱، سعید صادقیان^۲

^۱ کارشناس ارشد فتوگرامتری دانشگاه تفرش، h.bagheri@gmail.com

^۲ استادیار آموزشکده سازمان نقشه‌برداری کشور، Sadeghian@ncc.org.ir

چکیده - الگوریتم‌های هوش مصنوعی دارای کاربردهای فراوانی در حوزه پردازش تصویر و استخراج اطلاعات مکانی هستند. در این مقاله از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در استخراج اطلاعات مکانی و در فرآیند تولید ارتوفتو نظیر مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای و ساخت DSM رستری استفاده شده است. در ابتدا قابلیت هندسی تصاویر ماهواره‌ای Ikonos-2 و Worldview-2 با بکارگیری توابع رشنال و چندجمله‌ای دویعدی و سه‌بعدی مورد بررسی قرار گرفت و سپس در یک مطالعه جامع توابع مذکور با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه گردید. با توجه به کیفیت نقاط کنترل زمینی بهترین نتیجه برای تصویر ماهواره‌ای Ikonos-2 با تابع چندجمله‌ای سه‌بعدی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک برابر 0.930 پیکسل گردید و نشان داده شد با استفاده از این الگوریتم می‌توان مشکل ناپایداری مسائل معکوس در چندجمله‌ای‌های با درجات بالاتر را حل نمود. همچنین با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون با 4 نرون در لایه میانی، مدلسازی هندسی تصاویر Worldview-2 با دقت 0.84 پیکسل صورت گرفت. در پایان کارایی این الگوریتم‌ها در درون‌یابی ارتفاعات در فرآیند تولید DSM رستری مورد ارزیابی قرار گرفت و مشخص گردید این الگوریتم‌ها امکان تولید DSM رستری با دقت بالاتر را نسبت به روش‌های معمول فراهم می‌سازند.

کلیدواژه‌ها- اطلاعات مکانی، مدلسازی هندسی، درون‌یابی ارتفاع، الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی

به داده‌های کمکی مانند بردار موقعیت و سرعت از سکوی ماهواره در لحظه‌ی تصویربرداری است که همیشه همه آنها در دسترس نیستند اما مدل‌های تجربی نیازی به پارامترهای توجیه داخلی و اطلاعات مداری ندارند و به‌وسیله نقاط کنترل زمینی (GCPs^۱) با توزیع مناسب قابل استفاده می‌باشند [۳، ۱۷].

همچنین در فرآیند تولید ارتوفتو برای تصحیح جابه‌جایی ناشی از اختلاف ارتفاع به یک مدل DSM^۲ رستری نیاز می‌باشد. یکی از مسائل مهم در این حوزه، ایجاد DSM با کیفیت و دقت بالا و با صرف کمترین هزینه است. برای تخمین یک سطح پیوسته، به‌دلیل محدودیت در تعداد نمونه‌ها و نیاز به تکثیر نقاط ارتفاعی، از توابع ریاضی درون‌یابی، برای تخمین ارتفاع در نقاط میانی استفاده می‌شود. با استفاده از روش‌های درون‌یابی، ارتفاع مجهول نقاط میانی از روی ارتفاع نمونه‌ها مشخص می‌گردد [۵] و در نتیجه نقاط مختصات‌دار تکثیر یافته و امکان نمایش رقومی و پیوسته سطح زمین فراهم می‌گردد. از آنجایی که اصولاً

۱. مقدمه

یکی از مراحل مهم در فرآیند استخراج اطلاعات مکانی و تولید ارتوفتو از تصاویر با توان تفکیک بالای ماهواره‌ای، مدلسازی و تصحیح هندسی این تصاویر می‌باشد. تصاویر خام به دست آمده از این ماهواره‌ها دارای اعوجاجات هندسی می‌باشد که عوامل و منابع متعددی دارد و هر یک از این خطاهای هندسی به مدل‌ها و توابع ریاضی مناسب برای انجام تصحیحات هندسی نیاز دارند. علاوه بر این، مدل‌های ریاضی، برای برقراری ارتباط بین زمین و تصاویر به کار می‌روند. به طور کلی این مدل‌های ریاضی در دو گروه عمده قرار می‌گیرند که عبارتند از: مدل‌های فیزیکی و مدل‌های تجربی [۱، ۲]. در مدل‌های فیزیکی تصحیح هندسی براساس هندسه‌ی تصویربرداری در لحظه تصویربرداری و تعیین پارامترهای توجیه خارجی عکس استوار است. مهم‌ترین عیب یا به‌عبارتی محدودیت تصحیح هندسی با مدل فیزیکی نیاز

درون‌یابی ارتفاعات به منظور تخمین دقیق‌تر ارتفاعات در هریک از پیکسل‌ها و در نتیجه ساخت DSM رستری دقیق‌تر مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲. مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند

مهمترین مدل‌های تجربی که برای تصحیح هندسی و مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند عبارتند از: چندجمله‌ای‌های دوبعدی و سه‌بعدی و مدل تابع رشنال. این مدل‌ها ارتباط بین فضای سه‌بعدی زمین و فضای تصویر را برای هر نوع عکس و تصویر، مستقل از هندسه آن برقرار می‌نماید. توابع رشنال از تقسیم دو چندجمله‌ای به صورت زیر حاصل می‌گردند [۱۱، ۱۴]:

$$r = P_1(X, Y, Z) / P_2(X, Y, Z) = \sum_{i=0}^{m1} \sum_{j=0}^{m2} \sum_{k=0}^{m3} a_{ijk} x^i y^j z^k / \sum_{i=0}^{n1} \sum_{j=0}^{n2} \sum_{k=0}^{n3} b_{ijk} x^i y^j z^k \quad (1)$$

$$c = P_3(X, Y, Z) / P_4(X, Y, Z) = \sum_{i=0}^{m1} \sum_{j=0}^{m2} \sum_{k=0}^{m3} c_{ijk} x^i y^j z^k / \sum_{i=0}^{n1} \sum_{j=0}^{n2} \sum_{k=0}^{n3} d_{ijk} x^i y^j z^k$$

که در رابطه بالا، r, c : مختصات پیکسل نرمال شده روی تصویر، X, Y, Z : مختصات سه‌بعدی نرمال شده روی زمین و $a_{ijk}, b_{ijk}, c_{ijk}, d_{ijk}$: ضرایب چندجمله‌ای می‌باشند. معادلات چندجمله‌ای‌های سه‌بعدی نیز عبارتند از:

$$X = \sum_{i=0}^{m1} \sum_{j=0}^{m2} \sum_{k=0}^{m3} a_{ijk} x^i y^j z^k \quad (2)$$

$$Y = \sum_{i=0}^{m1} \sum_{j=0}^{m2} \sum_{k=0}^{m3} b_{ijk} x^i y^j z^k$$

و در چندجمله‌ای‌های دوبعدی مولفه Z حذف می‌گردد.

اولین گام در استفاده از توابع ریاضی نظیر چندجمله‌ای‌های دوبعدی، سه‌بعدی و رشنال، مشخص شدن شکل بهینه و ترم‌های موثر از این توابع برای ارتباط بین تصویر و زمین است. شکل بهینه از چندجمله‌ای‌ها وابسته به هندسه تصویربرداری، توپوگرافی منطقه موردپوشش، تعداد و توزیع نقاط کنترل می‌باشد [۱۷]. از الگوریتم ژنتیک برای بررسی تاثیر وجود یا عدم وجود ترم‌های مختلف در چندجمله‌ای‌های این توابع و یافتن موثرترین آن‌ها استفاده می‌گردد. مبنای این الگوریتم که برگرفته از طبیعت است، استفاده از جستجوی تصادفی برای بهینه‌سازی مسائل و فرآیندهای یادگیری است. در طبیعت از ترکیب

درون‌یابی با خطا همراه است این خطاها در محاسبات و فرایندهایی که بر پایه درون‌یابی قرار دارند، انتشار می‌یابند و موجب انحراف غیرقابل قبول نتایج از واقعیت‌ها می‌شوند [۶]. بنابراین یکی از چالش‌های پیش‌رو در این زمینه، انتخاب روش درون‌یابی مناسب است زیرا علاوه بر منبع داده‌ها، یعنی دقت و توزیع نقاط نمونه و خصوصیات ژئومورفولوژیکی سطح زمین، روش انتخاب شده برای درون‌یابی و تخمین ارتفاع در نقاط میانی نیز بر کیفیت و دقت مدل رقومی ارتفاعی اثر می‌گذارد.

در این مقاله توانایی الگوریتم‌های هوشمند در ایجاد دو ابزار مهم یعنی تولید تصویر ترمیم یافته و ساخت DSM رستری که در فرآیند تولید اطلاعات مکانی از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک بالا به کار می‌روند، مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور ابتدا از الگوریتم‌های هوش مصنوعی نظیر الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در فرآیند مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده است. اولین گام در استفاده از توابع ریاضی نظیر چندجمله‌ای‌های دوبعدی، سه‌بعدی و رشنال، مشخص شدن شکل بهینه و ترم‌های موثر از این توابع برای ارتباط بین تصویر و زمین است. یکی از مشکلات موجود در استفاده از مدل‌های تجربی انتخاب ترم‌های مناسب چندجمله‌ای‌های به کار رفته در آن‌ها می‌باشد. از الگوریتم ژنتیک برای بررسی تاثیر وجود یا عدم وجود ترم‌های مختلف در چندجمله‌ای‌های این توابع و یافتن موثرترین آن‌ها استفاده می‌گردد تا بتوان با انتخاب ضرایب مناسب، فرآیند مدلسازی را بهینه نمود و تصویر ترمیم یافته با دقت بالا تولید کرد. در حالت معمول از روش سعی و خطا برای تعیین ترم‌های بهینه استفاده می‌گردد. در فرآیند الگوریتم ژنتیک، کروموزوم بهینه که نشان‌دهنده بهترین ترم‌های چندجمله‌ای است، به دست می‌آید. به عبارتی دیگر الگوریتم ژنتیک امکان تعیین ترکیب موثر از ترم‌های چندجمله‌ای را به منظور مدلسازی هندسی تصویر با دقت بالاتر و به صورت هوشمند و با دخالت کمتر اپراتور انسانی نسبت به روش‌های معمول فراهم می‌سازد. علاوه بر الگوریتم ژنتیک از الگوریتم شبکه عصبی نیز می‌توان برای مدلسازی تصویر استفاده نمود. در این الگوریتم نیز با استفاده از انتخاب وزن‌های بهینه فرآیند مدلسازی هندسی بهینه تصویر به صورت هوشمند انجام می‌گیرد. پس از مدلسازی تصویر باید اقدام به حذف ناهمواری‌ها برای تهیه ارتوفتو نمود. برای این منظور نیاز به ساخت DSM رستری بر مبنای ابعاد پیکسل‌های تصویر بر روی زمین می‌باشد. در این مرحله نیز کارایی الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی در

این ایده اقدام به حل مسائل می‌کند [۷]. برای این منظور از یک کروموزوم باینری که به شکل رشته‌ای از صفر و یک‌هاست استفاده می‌شود، به گونه‌ای که عدد صفر بیانگر عدم دخالت ترم

کروموزوم‌های مناسب نسل‌های بهتری پدید می‌آید. در این بین گاهی جهش‌هایی نیز در کروموزوم‌ها رخ می‌دهد که ممکن است باعث بهتر شدن نسل بعدی شود. الگوریتم ژنتیک با استفاده از

a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8	b_9
1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0

شکل ۱. نمایشی از یک الگوی کدگذاری برای چندجمله‌ای سه‌بعدی با درجه ۲ (ژنوم ۱ بیانگر وجود ضریب و ژنوم ۰ بیانگر عدم وجود آن ضریب است)

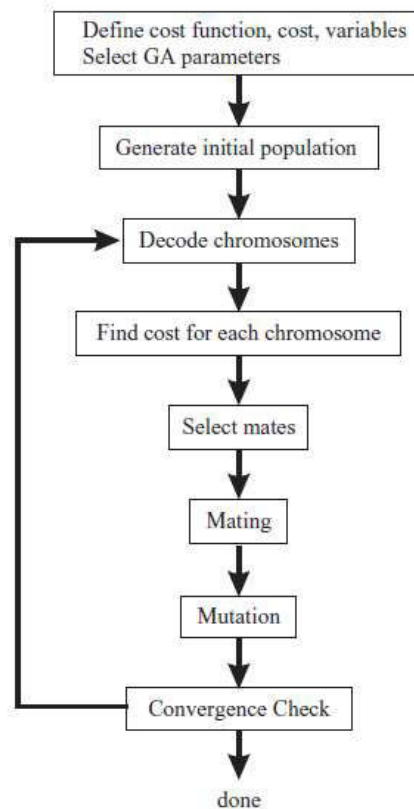
رابطه ۳ بیان شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n ((x_{comp} - x_{act})^2 + (y_{comp} - y_{act})^2)}{n-1}} \quad (3)$$

با استفاده از الگوریتم ژنتیک باید مقدار RMSE مینیمم شود. در رابطه بالا RMSE مقدار باقیمانده مختصات‌های تصویری بر حسب واحد پیکسل، (x_{comp}, y_{comp}) مختصات تصویری محاسبه شده در فرآیند الگوریتم و (x_{actual}, y_{actual}) مختصات تصویر واقعی نقاط چک است. بنابراین با به‌کارگیری نقاط کنترل و چک و تابع هدف، کروموزوم بهینه شکل می‌گیرد. در پایان پس از اتمام فرآیند بهینه‌سازی، توسط مجموعه نقاط چک دیگری که در فرآیند بهینه‌سازی دخالت نداشته‌اند، کروموزوم به‌دست آمده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. به‌عبارت دیگر در فرآیند تعیین ضرایب مناسب چندجمله‌ای‌ها و توابع رشنال با الگوریتم ژنتیک علاوه بر نقاط کنترل، دو دسته نقطه چک به‌کار می‌رود که یک دسته در فرآیند بهینه‌سازی به‌همراه نقاط کنترل برای یافتن کروموزوم بهینه به‌کاررفته‌است و در اصطلاح به آن نقاط چک الگوریتم ژنتیک می‌گویند^۳ (GACPs) و دسته دوم، نقاط چک مستقلی است که در پایان برای ارزیابی کروموزوم نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرد و به آن نقاط چک مستقل^۴ می‌گویند (ICPs).

در شکل ۲ فلوجارت الگوریتم ژنتیک باینری مورد استفاده نشان داده شده است. در فرآیند الگوریتم ژنتیک با استفاده از تلفیق و جهش ژنی این کروموزوم‌ها تغییر یافته و توسط تابع هدف ارزیابی شده و در نهایت بهینه‌ترین آن‌ها مشخص می‌گردد. علاوه بر این به منظور مدل‌سازی هندسی تصویر از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردیده است. این شبکه‌ها قابلیت یادگیری، یادآوری، فراموش کردن، استنتاج، شناخت الگو، طبقه‌بندی اطلاعات و بسیاری دیگر از مهارت‌های مغز انسان را دارند [۱۰]. در این مطالعه از یک شبکه پرسپترون سه لایه با الگوریتم پس انتشار خطا و آموزش به روش Marquardt-Levenberg استفاده شده است.

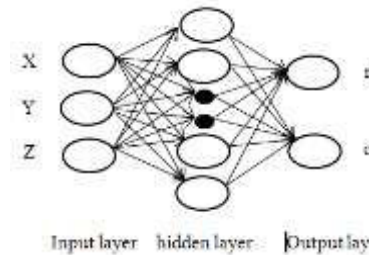
موردنظر و عدد یک به معنای وجود آن ترم می‌باشد. به عنوان نمونه در شکل ۱ نحوه کدگذاری چندجمله‌ای سه‌بعدی با درجه ۲ نشان داده شده است. در فرآیند الگوریتم ژنتیک کروموزوم بهینه که نشان‌دهنده بهترین ترم‌های چندجمله‌ای است، به دست می‌آید [۸،۹]. طی این فرایند مقدار ضرایب ترم‌ها نیز به روش کمترین مربعات تعیین می‌گردد و از نقاط کنترل زمینی و مختصات تصویری آن‌ها برای برقراری ارتباط بین تصویر و زمین استفاده می‌گردد. در فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم ابتدا یک جمعیت اولیه از کروموزوم‌ها تشکیل و مقدار ضرایب به وسیله نقاط کنترل و به روش کمترین مربعات محاسبه می‌گردد و با استفاده از نقاط چک مقدار باقیمانده به دست می‌آید.



شکل ۲. فلوجارت الگوریتم ژنتیک باینری مورد استفاده در مدل‌سازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای [۱۸]

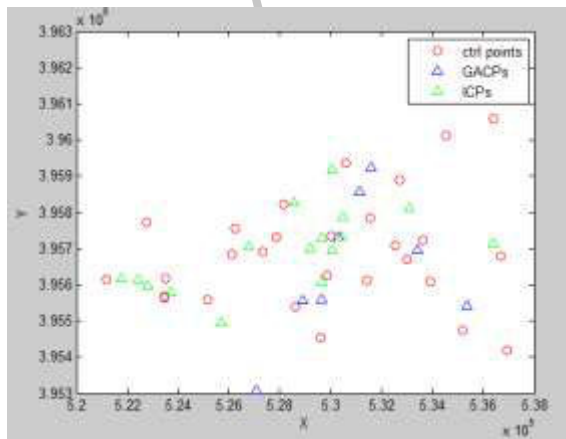
مقدار تابع هدف همان مقدار باقیمانده می‌باشد که به صورت

این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی است و لایه ورودی شامل سه نرون متناظر با داده‌های سه بعدی زمینی X, Y, Z و لایه خروجی با دو نرون متناظر با مختصات تصویر r, c و لایه میانی با تعداد نرون‌های مختلف در نظر گرفته می‌شوند [۱۶]. در شکل ۳ شبکه عصبی پرسپترون به کار رفته برای مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای نمایان گشته است.



شکل ۳. شبکه پرسپترون بایک لایه میانی برای مدلسازی هندسی تصویر ماهواره‌ای

به منظور مدلسازی هر یک از تصاویر ماهواره‌ای Worldview-2 و Ikonos-2 با الگوریتم ژنتیک ۳۰ نقطه کنترل، ۱۲ نقطه چک الگوریتم ژنتیک و ۱۶ نقطه چک مستقل در نظر گرفته شده است. در مدلسازی هندسی به روش الگوریتم ژنتیک همانند الگوریتم‌های معمول توزیع و تعداد نقاط کنترل و چک بسیار مهم می‌باشد. برای مدلسازی دقیق‌تر، تعداد و توزیع نقاط باید به گونه‌ای باشد که در سرتاسر تصویر نقاط کنترل و چک پراکنده شوند. فواصل بین نقاط کنترل و چک متغیر بوده ولی به طور متوسط فاصله بین نقاط کنترل بین ۱ تا ۲ کیلومتر متغیر می‌باشد. همچنین نقاط چک GACP و ICP بین نقاط کنترل و در سطح تصویر پراکنده شده‌اند. فاصله بین نقاط GACP به طور تقریبی ۲ کیلومتر و بیشتر می‌باشد در حالی که فاصله بین نقاط ICP به صورت تقریبی از ۰/۵ تا ۲ کیلومتر متغیر می‌باشد. عموماً نقاط ICP به دلیل تعداد بیشتر و فاصله کمتر، توزیع مناسب‌تری دارند. محدوده تقریبی منطقه‌ای که بر روی تصویر ماهواره‌ای Ikonos-2 مورد تصحیح هندسی قرار گرفته است برابر 15×7 کیلومتر است. همچنین تقریباً تمامی سطح تصویر ماهواره‌ای Worldview-2 به جز محدوده شمالی که رشته کوه‌های البرز بر روی آن قرار گرفته است و کناره‌های تصویر، مورد تصحیح هندسی قرار گرفته است که محدوده تقریبی منطقه 13×10 کیلومتر است. در شکل ۴ توزیع نقاط کنترل و چک نمایش داده شده است.



شکل ۴. توزیع نقاط کنترل و چک GACP و ICP بر روی تصویر

۳. ناحیه مورد مطالعه

در این مطالعه برای مدلسازی هوشمند از دو تصویر ماهواره‌ای پانکروماتیک Worldview-2 و Ikonos-2 استفاده گردید. تصویر Worldview-2 با وسعت پوشش 17×14 کیلومتر از شمال غرب تهران با زاویه انحراف از نادیر $16/6$ درجه در سال ۲۰۱۰ و تصویر Ikonos-2 با وسعت پوشش 15×11 کیلومتر از مرکز شهر همدان با زاویه انحراف از نادیر $20/4$ درجه در سال ۲۰۰۷ اخذ گردیده است.

۴. ارزیابی نتایج حاصل از مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای با روش‌های هوشمند

برای بهینه‌سازی توابع تجربی از یک الگوریتم ژنتیک باینری استفاده شده و برای هر متغیر (ژنوم) یک بیت در نظر گرفته شده است که شامل اعداد ۰ و ۱ به معنای وجود یا عدم وجود ترم مورد نظر می‌باشد و از روش تلفیق تک نقطه‌ای برای تلفیق کروموزوم‌ها استفاده شده است. نرخ جهش برابر با ۰/۱۵ و تعداد نسل‌ها برابر ۲۰۰ و ۸۰۰ نسل می‌باشد که هر نسل شامل ۲۰ کروموزوم است. نتایج حاصل از بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک در جداول ۱ و ۲ تنظیم گردیده است که هر جدول شامل نتایج به دست آمده برای چند جمله‌ای‌های دوبعدی، سه‌بعدی و تابع رشنال می‌باشد که در هر تابع درجات مختلف از چند جمله‌ای‌ها

ماهواره‌ای Ikonos-2

مستقل (ICPs) با استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به روش‌های معمول کاهش می‌یابد. در چند جمله‌ای‌های دوبعدی درجه ۲ به دلیل کم بودن تعداد متغیرها در فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک نتیجه مناسبی حاصل نشده است. با افزایش درجه و

با بررسی نتایج حاصل از بهینه‌سازی مدل‌های تجربی با الگوریتم ژنتیک در تصویر ماهواره‌ای Worldview-2 می‌توان دریافت که الگوریتم ژنتیک توانایی استخراج ترم‌های بهینه در تمامی مدل‌ها، چندجمله‌ای دوبعدی، سه‌بعدی خصوصاً توابع رشنال را دارد به گونه ای که مقدار باقیمانده برای نقاط چک

جدول ۱. نتایج بدست آمده از بهینه‌سازی مدل‌های تجربی با الگوریتم ژنتیک در ۳۰ نقطه کنترل، ۱۲ نقطه چک الگوریتم ژنتیک، ۱۶ نقطه چک مستقل برای تصویر ماهواره‌ای Worldview-2

مدل	درجه	تعداد متغیر	میزان باقیمانده حاصل از بهینه سازی مدل با الگوریتم ژنتیک بر حسب پیکسل		میزان باقیمانده به روش معمول (بدون استفاده از الگوریتم ژنتیک) بر حسب پیکسل	
			RMS in GACP (ChC-1)	RMS in ICP (ChC-2)	RMS in ChC-1	RMS in ChC-2
چندجمله‌ای دوبعدی	۲	۱۲	۵	۳/۵۹	۱/۳۴	۱/۰۱
	۳	۲۰	۱/۲۵	۱/۰۳	۱/۳۱	۱/۱۲
	۴	۳۰	۱/۱۸	۱/۰۰	۱/۸۲	۱/۰۳
چندجمله‌ای سه‌بعدی	۲	۲۰	۱/۰۲	۱/۹۶	۱/۲۷	۱/۰۰
	۳	۴۰	۰/۹۸	۰/۹۵	۶/۰۰	۱/۹۵
	۴	۷۰	۱/۰۹	۰/۹۸	۶۸۶۵	۲۵۵۸
رشنال	۲	۲۹	۱/۰۲	۰/۹۳	۶/۳۸	۱/۷
	۳	۵۹	۰/۹۶	۰/۹۵	۳۴	۷۸

جدول ۲. نتایج بدست آمده از بهینه‌سازی مدل‌های تجربی با الگوریتم ژنتیک در ۳۰ نقطه کنترل، ۱۲ نقطه چک الگوریتم ژنتیک، ۱۶ نقطه چک مستقل برای تصویر ماهواره‌ای Ikonos-2

مدل	درجه	تعداد متغیر	میزان باقیمانده حاصل از بهینه سازی مدل با الگوریتم ژنتیک بر حسب پیکسل		میزان باقیمانده به روش معمول (بدون استفاده از الگوریتم ژنتیک) بر حسب پیکسل	
			RMS in GACP (ChC-1)	RMS in ICP (ChC-2)	RMS in ChC-1	RMS in ChC-2
چندجمله‌ای دوبعدی	۳	۲۰	۲/۶۸	۱/۶۷	۲/۰۱	۲/۹۹
	۴	۳۰	۲/۶۳	۱/۶۲	۱/۹۴	۲/۹
چندجمله‌ای سه‌بعدی	۲	۲۰	۰/۶۷	۰/۷۲	۰/۸	۱/۰۰
	۳	۴۰	۰/۶۰	۰/۶۳	۰/۷	۱/۰۳
	۴	۷۰	۰/۵۴	۰/۵۰	۱/۶۱	۴/۳۲
رشنال	۲	۲۹	۰/۶۷	۰/۶۶	۰/۷۴	۰/۷۵
	۳	۵۹	۰/۴۵	۱/۲۸	۱/۷۵	۴/۳۲

سه‌بعدی نسبت به توابع رشنال تعداد متغیر کمتری دارند و درجه آزادی بالاتری در سرشکنی کمترین مربعات را ایجاد می‌کند. علاوه بر این معادلات ساده‌تری را تشکیل می‌دهند درحالی که توابع رشنال از تقسیم دو چندجمله‌ای به دست می‌آیند که با تعداد متغیرهای بیشتر و درجه آزادی کمتر دارای ماتریس طراحی پیچیده‌تری نیز هستند. در جدول ۱ میزان باقیمانده در نقاط چک GACP بیشتر از میزان باقیمانده در نقاط چک ICP می‌باشد. علت کمتر بودن RMSE در نقاط ICP به توزیع و تعداد نقاط ICP مربوط می‌گردد. همان‌گونه که قبلاً بیان گردید نقاط GACP و نقاط ICP دو دسته نقاط چک هستند که نسبت به هم مستقل هستند. بنابراین باقیمانده بدست آمده از نقاط چک GACP و ICP نیز تقریباً مستقل از هم می‌باشند. میزان باقیمانده در نقاط GACP و ICP تنها به توزیع خودشان در ارتباط با نقاط کنترل وابسته می‌باشد و با توجه به اینکه ممکن است توزیع هر یک بهتر از دیگری باشد نتایج مناسب‌تری برای آن نقاط حاصل گردد. به علت خام بودن تصویر ماهواره‌ای Worldview-2 و عدم تصحیح قبلی توسط شرکت ارائه دهنده، میزان باقیمانده به شدت به توزیع و تعداد هر دسته نقاط چک وابسته می‌باشد و چون تعداد نقاط چک GACP کمتر از ICP بوده و همچنین توزیع بهتری برای نقاط ICP در نظر گرفته شده است میزان باقیمانده در نقاط ICP کاهش یافته است. این مسئله نه تنها در مدلسازی با الگوریتم ژنتیک دیده می‌شود بلکه در حالت مدلسازی به روش‌های معمول - بدون استفاده از الگوریتم ژنتیک - نیز مشاهده می‌گردد. (جدول ۱) در روش‌های معمول نقاط GACP و ICP به ترتیب نقاط چک Chc-1,2 هستند که هیچ گونه وابستگی به هم ندارند. در واقع دو بار تصحیح هندسی بر روی تصویر با دو سری نقاط چک صورت گرفته است. در این حالت نیز میزان باقیمانده در نقاط Chc-2 (ICP) کمتر از میزان باقیمانده در نقاط Chc-1 (GACP) می‌باشد. جدول ۲ نیز نتایج حاصل از بهینه‌سازی مدل‌های تجربی با الگوریتم ژنتیک برای تصویر ماهواره‌ای Ikonos-2 بیان می‌کند. برای این تصویر بهترین نتیجه با استفاده از چندجمله‌ای سه-بعدی درجه ۴ بهینه شده با الگوریتم ژنتیک برابر 0.504 گردیده است. در هر دو تصویر دقت توابع رشنال درجه دو بیشتر از دقت توابع چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه دو می‌باشد زیرا با افزایش ۹ ترم در تابع رشنال درجه دو نسبت به چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه دو امکان مدلسازی خطاهای بیشتر افزایش می‌یابد و با ترم‌های افزوده شده توانایی الگوریتم به منظور بهینه‌سازی تابع

تعداد ترم‌ها و با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک مقادیر باقیمانده کاهش یافته و در درجه چهارم به کمترین مقدار خود می‌رسد که برابر $1/00$ پیکسل می‌باشد. در روش‌های معمول نیز با افزایش درجات، مقدار باقیمانده‌ها کاهش می‌یابد که در کمترین مقدار برابر $1/03$ پیکسل است که به نتیجه به دست آمده از ژنتیک بسیار نزدیک است. با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک در توابع چندجمله‌ای سه‌بعدی می‌توان به دقت مناسب - زیر پیکسل - دست یافت. با استفاده از الگوریتم ژنتیک در درجه دوم و سوم مقدار باقیمانده‌ها تقریباً برابر می‌باشد و در مقایسه با روش‌های معمول در تمامی درجات، مقدار باقیمانده حاصل از ژنتیک، بسیار کمتر است. در روش معمول، تصحیح هندسی با چندجمله‌ای‌های سه‌بعدی با افزایش درجه تا مرتبه سوم مقدار باقیمانده‌ها در نقاط چک مستقل کاهش نمی‌یابد و درجه سوم با یک مسئله ناپایدار روبرو می‌شویم درحالی که با استفاده از الگوریتم ژنتیک جواب مناسبی حاصل شده است و دیگر مشکل پایداری مطرح نمی‌باشد. در روش‌های معمول برای یافتن ضرایب چندجمله‌ای‌ها در هر یک از مدل‌ها به روش کمترین مربعات با توجه به توزیع نقاط کنترل و با افزایش درجات چندجمله‌ای در تصویر ماهواره‌ای Worldview-2 با یک مسئله معکوس ناپایدار روبرو می‌شویم و میزان باقیمانده به صورت نامعقول افزایش می‌یابد که لازم است عملیات پایداری صورت گیرد. یکی از مهمترین مشکلات روش‌های مختلف پایداری، یافتن پارامتر بهینه پایداری می‌باشد. معمولاً یافتن این پارامتر بهینه به سادگی امکان‌پذیر نیست. در فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک ضرایب مناسب انتخاب می‌شوند و احتمال انتخاب ضرایب وابسته که منجر به ناپایداری می‌گردد کاهش می‌یابد و با استفاده از این الگوریتم دیگر نیاز به پایداری و یافتن پارامتر بهینه پایداری نیست [۱۶]. در توابع رشنال نیز، استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به روش‌های معمول به نتایج بهتری منجر می‌گردد و قابل مقایسه با روش‌های معمول می‌باشد. در توابع رشنال، بهترین دقت در درجه دوم حاصل شده است. نتایج حاصل از روش الگوریتم ژنتیک در نقاط چک مستقل دارای دقت بالاتری نسبت به روش‌های معمول هستند و بهترین نتیجه از بهینه‌سازی تابع رشنال درجه دو با الگوریتم ژنتیک حاصل شده است. علاوه بر این با توجه به نزدیکی نتایج تابع رشنال بهینه شده با توابع چندجمله‌ای سه‌بعدی به صرفه‌تر است زیرا توابع چندجمله‌ای

رشنال درجه دو افزایش می‌یابد.

با افزایش درجات و در نتیجه افزایش ترم‌های چندجمله‌ای سه‌بعدی، با توجه به ثابت بودن تعداد نقاط کنترل، تعداد مجهولات در حالت معمول افزایش می‌یابد و در نتیجه انعطاف الگوریتم کاهش می‌یابد زیرا الگوریتم در هر بار اجرا به منظور دستیابی به جواب باید تعداد بیشتری از ضرایب را مساوی صفر قرار دهد و حذف کند. در اینجا نیز اثر درجه آزادی یا به عبارتی طول کروموزوم در بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک موثر است. در حالتی که طول الگوریتم با توجه به تعداد نقاط کنترل، بسیار زیاد یا بسیار کم باشد، از میزان انعطاف‌پذیری الگوریتم کاسته می‌گردد به طوری که در چندجمله‌ای سه بعدی درجه ۴ با طول کروموزوم ۷۰ بیت و تعداد نقاط کنترل ۳۰ عدد باید برای انعطاف بیشتر الگوریتم در بهینه‌سازی شرطی به منظور حداکثر تعداد ضرایب با تعداد بیت‌های ۱ مشخص شود. بنابراین عوامل متعددی چون ویژگی‌های متفاوت سنجنده‌های Worldview-2 و Ikonos-2، تفاوت توپوگرافی منطقه مورد تصویربرداری در دو عکس، شرایط تصویربرداری متفاوت، خام بودن تصویر و یا اعمال یک تصحیح هندسی اولیه توسط شرکت تولیدکننده و توزیع و دقت مختلف نقاط کنترل در دو منطقه مختلف، رفتار و میزان انعطاف الگوریتم که از یک فرآیند کاملاً تصادفی تبعیت می‌کند در بهینه‌سازی چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه ۴ دچار تغییر می‌گردد. بنابراین ممکن است نتایج چندجمله‌ای درجه ۴ در یک تصویر نسبت به تصویر دیگر نتیجه متفاوتی داشته باشد. از آنجا که در این مطالعه تصویر Worldview-2 خام بوده و هیچ یک از خطاهای آن از قبل تصحیح نشده است، با افزایش تعداد ترم‌ها شانس الگوریتم برای بهینه‌سازی و مدلسازی دقیق‌تر افزایش می‌یابد و در نتیجه همان طور که در جدول ۱ مشخص شده است دقت چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه ۴ نسبت به درجه ۳ بالاتر شده است. البته به جهت پایین آمدن انعطاف الگوریتم به دلیل ثابت بودن تعداد نقاط کنترل و افزایش تعداد ضرایب، الگوریتم برخی ضرایب به صفر می‌کند و دقت مدلسازی با چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه ۴ و ۳ تقریباً برابر می‌گردد. در تصویر Ikonos-2 به دلیل اعمال تصحیحات قبلی از طرف شرکت سازنده، الگوریتم نیازی به ترم‌های بیشتر برای مدلسازی ندارد و امکان صفر شدن ضرایب موثر در چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه ۴ که در درجه ۳ حضور داشته‌اند برای انعطاف بیشتر الگوریتم وجود دارد که در نتیجه ممکن است دقت مدلسازی با چندجمله‌ای سه‌بعدی درجه ۴ نسبت به درجه ۳ کاهش یابد. به

طور کلی نتایج بیان‌شده در جداول ۱ و ۲ نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک می‌تواند برای بهینه‌سازی مدل‌های تجربی مفید واقع گردد.

همچنین مدلسازی هندسی تصویر به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، فقط بر روی تصویر Worldview-2 مورد آزمون قرار گرفت، به منظور آموزش شبکه ۵۵٪ نقاط (۳۱ نقطه) با عنوان نقاط آموزش همانند نقاط کنترل و ۲۰٪ از نقاط (۱۲ نقطه) به عنوان نقاط اعتبارسنجی همانند نقاط چک به کار رفته است و در نهایت ۲۵٪ از نقاط نیز به عنوان نقاط چک مستقل که در فرآیند آموزش استفاده نشده‌اند برای تست و آزمون شبکه به کار گرفته شده است. دیگر تنظیمات به کار رفته در فرآیند آموزش عبارتند از:

تعداد اپک‌های آموزش: ۱۰۰۰،

حد بالای گرادیان: ۱۰۰،

حد پایین گرادیان: 1.0×10^{-10}

و محدوده تغییرات μ بین 0.001 تا 1.0×10^{-10} در نظر گرفته شده است. سیگنال خطا نیز بر مبنای میزان باقیمانده تشکیل گشته است و اصلاح وزن‌ها برای رسیدن به مقدار می‌نیمم باقیمانده صورت می‌گیرد.

با تنظیمات ذکر شده در بالا، نتایج حاصل در جدول ۳ تنظیم گردیده است که شامل میزان باقیمانده‌ها برای نقاط آموزش، نقاط اعتبارسنجی و نقاط تست می‌باشد.

جدول ۳. نتایج بدست آمده از مدلسازی به روش شبکه‌های عصبی با ۳۱ نقطه آموزش، ۱۲ نقطه اعتبارسنجی، ۱۵ نقطه چک یا تست

تعداد نرون در لایه میانی	میزان باقیمانده بر حسب پیکسل		
	نقاط آموزش	نقاط اعتبارسنجی	نقاط تست
۲	۱/۰۰۴	۱/۳	۰/۹
۳	۱	۱/۴	۱/۳۴
۴	۰/۶۹	۰/۷۴	۰/۸۴
۵	۰/۷۶	۱/۵۲	۱/۸۳
۶	۰/۹۳	۱/۰۲	۱/۴۶
۷	۰/۵۰	۱/۷۱	۱/۵۵
۸	۰/۴۳	۱/۳۶	۳/۴۶
۹	۰/۴۵	۱/۱۶	۱/۰۲
۱۰	۰/۴۳	۱/۰۸	۱/۸۷

$$z = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{z_i}{d_i^p}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p}}$$

در این رابطه p کنترل کننده نرخ کاهش وزن با فاصله است که معمولاً برابر ۲ در نظر گرفته می‌شود. d_i نشان‌دهنده فاصله نقطه مجهول تا نقطه معلوم i است و z_i بیانگر ارتفاع نقطه i است [۱۳، ۱۴].

با استفاده از الگوریتم ژنتیک و نقاط کنترل و چک می‌توان مقدار بهینه توان و در نتیجه وزن مناسب را تعیین و درونیابی با این روش را بهینه نمود. در این مقاله از نقاط کنترل و مجموعه نقاط چک (۱) به عنوان نقاط چک الگوریتم (GACPs) برای برآورد توان بهینه استفاده شده است و در نهایت مقدار توان بدست‌آمده از الگوریتم ژنتیک در معادله IDW^۵ جایگزین گشته و دقت الگوریتم را با مجموعه نقاط چک دیگری تحت عنوان مجموعه نقاط چک (۲) که نقاط چک مستقل از فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک (ICPs) هستند مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته است. برای این منظور از تابع تورنمنت برای انتخاب، تابع گوسی برای جهش و تلفیق تک نقطه استفاده شده است و تعداد نسل‌ها برابر ۵۰۰ نسل در نظر گرفته شده است. با استفاده از نقاط کنترل و تغییرات مقدار توان فاصله (d_i) معادله IDW در فرآیند الگوریتم ژنتیک، مقدار ارتفاع برای هر یک از نقاط چک الگوریتم ژنتیک GACP محاسبه می‌گردد و با مقدار معلوم ارتفاع همان نقاط چک مقایسه گشته و با استفاده از رابطه زیر مقدار RMSE که همان تابع هدف است محاسبه می‌گردد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_{comp} - z_{act})^2}{n-1}} \quad (۴)$$

در رابطه بالا RMSE مقدار باقیمانده ارتفاع بر حسب متر، z_{comp} ارتفاع محاسبه شده در فرآیند الگوریتم برای هر یک از نقاط چک GACP و z_{actual} ارتفاع واقعی نقاط است. به ازای هر توان حاصل از فرآیند الگوریتم ژنتیک مقدار تابع هدف که همان تابع RMSE است تغییر می‌کند به عبارت دیگر به ازای هر توان یک مقدار ارتفاع برای هر یک از نقاط چک GACP محاسبه می‌گردد و در نتیجه توان بهینه توانی است که کمترین مقدار را برای تابع هدف (RMSE) به ازای تمامی نقاط چک GACP به دست می‌دهد.

برای درونیابی ارتفاعات به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

با تغییر تعداد نرون‌ها، تعداد وزن‌ها که برای ارتباط بین نرون‌ها در فرایند مدلسازی به کار می‌روند دچار تغییر می‌شوند. این وزن‌ها همانند ضرایب چندجمله‌ای عمل می‌کنند و تعداد بیشتر یا کمتر آن‌ها در دقت مدلسازی اثر می‌گذارد بنابراین باید تعداد نرون مناسب برای مدلسازی دقیق‌تر مورد بررسی قرار گیرد. همانگونه در جدول ۳ نشان داده شده است، با تغییر تعداد نرون -ها از یک نرون تا ۱۰ نرون میزان باقیمانده‌ها دچار تغییر می‌شود. البته در حالتی که در لایه میانی از یک نرون استفاده می‌شود نتیجه مناسبی حاصل نمی‌شود بنابراین از بیان آن در جدول صرف نظر گردیده است. از آنجایی که مبنای ارزیابی نتایج، میزان باقیمانده در نقاط تست به عنوان نقاط چک مستقل می‌باشد، بهترین نتیجه-دارای کمترین باقیمانده- در شبکه‌ای با تعداد ۴ نرون در لایه میانی به دست آمده است. مقدار باقیمانده در شبکه‌ای با ۴ نرون در لایه میانی در نقاط تست برابر ۰/۸۴ پیکسل می‌باشد که قابل مقایسه با نتایج به دست آمده از روش‌های معمول است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های پرسپترون با یک لایه میانی و با تعداد نرون مناسب قادر به مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای Worldview-2 هستند. استفاده از این مدل‌ها می‌توان به دقت بسیار مناسب‌زیر پیکسل- در نقاط آموزش، اعتبارسنجی و تست دست یافت.

۵. ایجاد مدل رقومی ارتفاعی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی

هدف از درونیابی تعیین ارتفاع در نقاط مجهول میانی با استفاده از مقادیر ارتفاعی نقاط معلوم است. یانگ و همکاران (۲۰۰۴)، روش‌های مختلفی را برای درونیابی با استفاده از نرم‌افزار 8.0 surfer از نظر میزان دقت و کاربردی بودن مورد بررسی قرار داده است [۱۲]. در این مطالعه از روش وزن‌دهی بر اساس معکوس فاصله برای تخمین ارتفاع در نقاط مجهول به صورت محلی استفاده شده است. در این روش از اطلاعات ارتفاعی نقاط همسایه متناسب با فاصله آن‌ها از نقاط مجهول و بصورت وزن‌دار استفاده می‌شود. وزن‌ها تابعی از فاصله از نقطه مجهول هستند بنابراین نقاط نزدیک‌تر وزن بیشتری دارند. برای محاسبه ارتفاع می‌توان از رابطه زیر استفاده کرد:

معکوس فاصله را تغییر داده و هر دو مجموعه داده مورد آزمون قرار گرفته‌اند که نتایج آن در جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵. نتایج بدست آمده از روش IDW

توان معکوس فاصله	باقیمانده (متر)			
	مجموعه نقاط اول		مجموعه نقاط دوم	
	Chc-1	Chc-2	Chc-1	Chc-2
۱	۲/۹۴	۳/۴۸۹	۰/۹۰۲	۰/۹۵۶
۲	۲/۰۰۳	۲/۴۱۷	۰/۷۷۹	۰/۸۵۴
۳	۱/۵۶۵	۱/۸۵۹	۰/۶۹۳	۰/۷۹۲

همان‌گونه که در جدول ۵ دیده می‌شود مقادیر باقیمانده با توان‌های مختلف معکوس فاصله بر روی دو مجموعه نقاط چک بر حسب متر به دست آمده است. در هر دو مجموعه داده، کمترین مقادیر باقیمانده با در نظر گرفتن توان ۳ حاصل شده است. با استفاده از الگوریتم ژنتیک و نقاط کنترل و مجموعه نقاط چک (۱) مقدار توان بهینه برای هر دو مجموعه نقاط مورد آزمون به دست آمده و نتایج حاصل بر روی سری نقاط چک (۲) به عنوان نقاط چک مستقل که در فرآیند بهینه‌یابی دخالت نداشته‌اند مورد ارزیابی قرار گرفته است.

جدول ۶. نتایج حاصل از بهینه‌سازی روش IDW با الگوریتم ژنتیک

توان بهینه	مجموعه نقاط اول		مجموعه نقاط دوم	
	۲/۶۷		۲/۹۶۴	
باقیمانده (متر)	GACP	ICP	GACP	ICP
		۰/۶۶۲	۰/۹۷۸	۰/۴۶۶

جدول ۷. نتایج حاصل از درونیابی با شبکه‌های عصبی مصنوعی

تعداد نرون میانی	باقیمانده (متر)	
	مجموعه نقاط اول	مجموعه نقاط دوم
	Chc-2	Chc-2
۱	۰/۷۰۸	۰/۷۱۱
۲	۰/۸۱۵	۰/۷۰۵

در درونیابی با شبکه‌های عصبی از مجموعه نقاط کنترل برای آموزش و از مجموعه نقاط چک (۱) برای اعتبار سنجی و از مجموعه نقاط چک (۲) برای تست و ارزیابی استفاده گردیده است. نتایج حاصل از یک شبکه پرسپترون با یک لایه پنهان ۵

نیز، از یک شبکه پرسپترون سه لایه، شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی استفاده شده است که در لایه ورودی دو نرون مربوط به مولفه های x و y و در لایه خروجی یک نرون شامل مولفه z قرار گرفته است. روش آموزش بر مبنای گرادیان است. در فرآیند آموزش شبکه در هر دو مجموعه داده، نقاط کنترل برای آموزش و مجموعه نقاط چک (۱) برای اعتبارسنجی و مجموعه نقاط چک (۲) به عنوان نقاط چک مستقل، برای تست و ارزیابی دقت درونیابی شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. سیگنال خطا نیز بر مبنای میزان باقیمانده تشکیل گشته است و اصلاح وزن‌ها برای رسیدن به مقدار می‌نیم باقیمانده صورت می‌گیرد [۱۵، ۱۶].

۶. ارزیابی نتایج حاصل از درونیابی ارتفاع با روش‌های هوشمند

به منظور ارزیابی روش‌های درونیابی معمول و هوشمند از دو دسته نقاط متعلق به دو منطقه استفاده شده است. منطقه اول بخشی از مجموعه نقاط موجود در نرم‌افزار Auto Cad Civil 3D land Desktop 2009 و منطقه دوم بخشی از نقاط برداشت شده برای تهیه نقشه ۱/۲۰۰۰ از منطقه بندر خمیر واقع در هرمزگان است. در هر دو منطقه اول و دوم، تعدادی از نقاط به عنوان نقاط کنترل و دو مجموعه نقطه (Chc-1) و (Chc-2) به عنوان نقاط چک در نظر گرفته شده است. مشخصات هر دو مجموعه نقطه در جدول ۴ بیان گشته است.

جدول ۴. مشخصات مناطق مورد مطالعه

تغییرات ارتفاعی (متر)	تعداد نقاط کنترل	تعداد نقاط چک ۲	تعداد نقاط چک ۱	ابعاد منطقه (متر)
مشخصات منطقه اول				
۱۸	۱۲۳	۲۶	۲۸	۲۵۰ × ۲۷۵
مشخصات منطقه دوم				
۶	۷۵	۱۸	۱۸	۴۵۰ × ۳۰۰

با استفاده از روش‌های درونیابی و نقاط کنترل، ارتفاع مجموعه نقاط چک (۱) و (۲) به دست آمده و با ارتفاع واقعی آن‌ها مقایسه شده است و در نهایت با استفاده از معیار RMSE میزان خطای روش‌های درونیابی در برآورد ارتفاعات محاسبه گشته است. برای درونیابی ارتفاعات به روش وزن‌دهی با معکوس فاصله، توان

۷. نتیجه‌گیری

در این مقاله قابلیت و کارایی استفاده از الگوریتم‌های هوشمند نظیر الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در استخراج اطلاعات مکانی و تولید ارتوفتو از تصاویر ماهواره‌ای مورد بررسی قرار گرفت که در ابتدا از این الگوریتم‌ها در بهینه‌سازی و مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای Ikonos-2 و Worldview-2 مورد استفاده قرار گرفت و مشخص گردید که الگوریتم ژنتیک قابلیت بهینه‌سازی مدل‌های تجربی خصوصا توابع چندجمله‌ای سه‌بعدی و تابع رشنال را دارد. با استفاده از الگوریتم ژنتیک در مواردی که توابع رشنال و چندجمله‌ای سه‌بعدی ناپایدار می‌گردند و نیاز است پایدارسازی صورت گیرد، با این الگوریتم می‌توان مشکل ناپایداری را حل نموده و با دقت مناسب، مدلسازی و تصحیح هندسی تصویر صورت گیرد. علاوه بر این از یک شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه میانی به منظور مدلسازی تصویر Worldview-2 استفاده شد و دقت ۰/۸۴ پیکسل حاصل گردید که قابلیت این روش را در مدلسازی تصاویر Worldview-2 نشان می‌دهد. در ادامه از الگوریتم‌های هوشمند برای درون‌یابی ارتفاعات به منظور تولید یک مدل رقومی ارتفاعی رستری پیوسته استفاده گردید و مشخص شد که این الگوریتم‌ها نسبت به روش‌های معمول دقت بالاتری دارند و امکان تولید DSM رستری با دقت بالاتر را برای تصحیح جابه‌جایی ناشی از ارتفاعات در فرایند تولید ارتوفتو فراهم می‌سازد. به طور خلاصه در این تحقیق مشخص گردید که الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت و دقت بالایی در تولید ارتوفتو نسبت به روش‌های معمول دارند.

مراجع

- [1] T. Toutin, "Review paper: geometric correction processing or remote sensing images: models, algorithms and methods, International" *Journal of Remote Sensing*, Vol. 24, No. 8, pp. 102-114, 2003.
- [2] I. Dowman and J. Dolloff, "An evaluation of rational function for photogrammetric restitution" *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. XXXIII, Part B3, pp. 254-266, 2000.
- [3] S. Sadeghian, M.J. Valadan Zoej, M.R. Delavar, and A. Abootelebi, "Precision rectification of high resolution satellite imagery without ephemeris data" *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 3, No. 4, p.p. 366-371, 2001.
- [4] S. Sadeghian, M.J. Valadan Zoej, "A comprehensive study of mapping potential for Ikonos Geo Image" SMPR 2011 International conference, Tehran, Iran, 2011.
- [5] A. Abdul-Rahman and Pilouk, M., *Spatial Data Modeling for 3D GIS*, Springer, USA, 2008.
- [6] H. Eyvazi, A. Moradi and M. Khoshgoftar, "Optimum

نرونی و ۱۰ نرونی و در نظر گرفتن اندازه گام ۱ و مومنتوم ۰/۷ در جدول ۷ بیان شده است.

به‌منظور مقایسه و ارزیابی نتایج حاصل از روش‌های مختلف درون‌یابی یعنی روش‌های معمول و روش‌های هوش مصنوعی، از باقیمانده به‌دست آمده بر روی مجموعه نقاط چک (۲) استفاده شده است زیرا در روش‌های هوش مصنوعی مجموعه نقاط چک (۱) در فرآیند بهینه‌سازی پارامترهای درون‌یابی با الگوریتم ژنتیک و همچنین برای اعتبارسنجی شبکه در شبکه‌های عصبی به‌کار رفته است بنابراین برای اطمینان از نتایج به‌دست آمده در فرآیند بهینه‌سازی، از مجموعه نقاط چک (۲) به‌عنوان نقاط چک مستقل استفاده گردیده است.

در هر دو منطقه تمامی روش‌های هوش مصنوعی دقت بهتری را نسبت به روش معمول به‌دست می‌دهند. در میان روش‌های هوشمند در منطقه اول بهترین دقت از روش‌های درون‌یابی با شبکه‌های عصبی مصنوعی و در منطقه دوم بهترین دقت با استفاده از بهینه‌سازی وزن‌دهی براساس معکوس فاصله با الگوریتم ژنتیک حاصل گشته است. بنابراین مشخص گردید که استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در درون‌یابی ارتفاعی کارا می‌باشد و دقت بالاتری را نسبت به روش‌های معمول خصوصا در مناطق با تغییرات ارتفاعی زیاد به‌دست می‌دهند و با استفاده از الگوریتم ژنتیک می‌توان پارامتر وزن در روش وزن‌دهی با معکوس فاصله را بهینه نمود. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز قادرند با تعیین وزن مناسب بهترین تخمین از ارتفاعات در مناطق با ارتفاع نامشخص را به‌دست آورند. در تمامی روش‌های ذکرشده برای درون‌یابی (معمول و هوشمند) هدف بررسی دقت روش‌های درون‌یابی بوده و درون‌یابی به‌صورت فراگیر در تمام محدوده منطقه موردنظر صورت گرفته است در نتیجه برای مناطق بزرگتر پیشنهاد می‌شود این مناطق را به سلول‌های (محدوده‌های) کوچکتر با توجه به تغییرات ارتفاعی تقسیم نموده و روش‌های درون‌یابی را در هر یک از سلول‌ها به صورت فراگیر بکار برد. بنابراین مهم‌ترین مشکل روش‌های معمول و هوشمند درون‌یابی یعنی فاصله درون‌یابی را حل نمود. همچنین با این تدبیر زمان بهینه‌سازی در الگوریتم ژنتیک و زمان آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی کاهش داد و مشکل به‌کارگیری از روش‌های هوشمند را در مناطق با وسعت بالا و تعداد نمونه‌های زیاد کاهش داد.

- [15] M. Saati, J. Amini and S. Sadeghian, "Generation of orthoimage from high resolution DEM and high resolution image" *Scientia Iranica*, Vol. 4, No. 4, pp. 568-574, 2008.
- [16] H., Bagheri, S., Sadeghian, "Ortho Image and DTM Generation with Intelligent Methods" *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XL-1/W3, SMPR 2013*, Tehran, 5 – 8 October 2013.
- [۱۷] حسین باقری، سعید صادقیان، اصغر میلان لک، "ارزیابی جامع روش-های مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای Worldview-2" همایش ژئوماتیک ۹۱، تهران، سازمان نقشه‌برداری کشور
- [18] R. L. Haupt and S. E., Haupt, *Practical Genetic Algorithm*. 2nd Edition whit CD, John Wiley & Sons, 2004.
- Determination of Interpolation Model for Using in Geographic Information Systems" *Geomatic 86 conference*, Tehran, Iran, 2007.
- [7] S.N. Sivanandam and S.N. Deepa, Introduction to Genetic Algorithms, *Springer, Berlin Heidelberg*, 2010.
- [8] M.J. Valadan Zoej, M. Mokhtarzadeh, A. Mansourian, H. Ebadi and S. Sadeghian, "Rational function optimization using genetic algorithm" *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 9, pp. 403-413, 2007.
- [9] F. Samadzadegan, A. Azizi and A. Abootalebi, "Automatic Determination of the Optimum Generic Sensor Model Based on Genetic Algorithm" *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 71, No. 3, pp. 277-288, 2005.
- [10] P. Picton, Neural Networks. *Palgrave Macmillan*, 2000.
- [11] T. Toutin, "Geometric processing of Remote sensing images: models, algorithms and methods" *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 25, No. 10, pp. 1893-1924, 2004.
- [12] C.S. Yang, S.P. Kao, F.B. Lee and P.S. Hung, "Twelve Different Interpolation Methods: A Case Study" *ISPRS International Symposium*, Istanbul-Turkey, 2004.
- [13] P.D. Wagnera, P. Fienera, F. Wilkena, S. Kumarc and K. Schneidera, "Comparison and evaluation of spatial interpolation schemes for daily rainfall in data scarce regions" *Journal of Hydrology*, Vol., 464-465, pp. 388-400, 2012.
- [14] G.Y. Lu and D.W. Wong, "An adaptive inverse-distance weighting spatial interpolation technique" *Computers & Geosciences Journal*, Vol. 34, Issue 9, pp. 1044-1055, 2008.

- 1 Ground Control Points
- 2 Digital Surface Model
- 3 Genetic Algorithm Check Points
- 4 Independent Check Points
- 5 Inverse Distance Weight
- 6 Check

Archive of SID