

## کارایی الگوریتم‌های هوشمند در تهیه ارتوفتو و تولید مدل رقومی ارتفاعی

حسین باقری<sup>۱</sup>، سعید صادقیان<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد فتوگرامتری دانشگاه تفرش، h.bagheri@gmail.com

<sup>۲</sup> 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 دوبعدی 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 ۰/۵۰۸/ پیکسل و برای تصویر ماهواره‌ای Worldview-2 با تابع رشنال بهینه شده با الگوریتم ژنتیک برابر ۰/۹۳۰/ 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 ۴ نرون در لایه میانی، مدل‌سازی هندسی تصویر Worldview-2 با دقت ۰/۸۴/ 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.

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

### ۱. مقدمه

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<sup>۱</sup>) با توزیع مناسب قابل استفاده می‌باشند [۱۷،۳].

همچنین در فرآیند تولید ارتوفتو برای تصحیح جابه‌جایی ناشی از اختلاف ارتفاع به یک مدل DSM<sup>۲</sup> رستری نیاز می‌باشد. یکی از مسائل مهم در 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 درون‌یابی با خطا همراه است این خطاها در محاسبات و

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 [۲،۱]. 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 به داده‌های کمکی مانند بردار موقعیت و سرعت از سکوی

<sup>1</sup> Ground Control Points

<sup>2</sup> Digital Surface Model

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 [۱، ۴، ۱۱]:

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

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

که در رابطه بالا،  $r$  و  $c$ : 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:

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

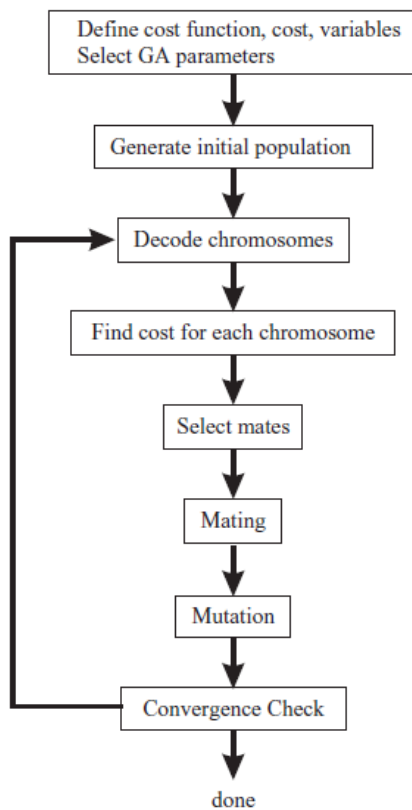
$$Y = \sum_{i=0}^{m1} \sum_{j=0}^{m2} \sum_{k=0}^{m3} b_{ijk} x^i y^j z^k$$

و در چندجمله‌ای‌های دوبعدی مولفه  $Z$  حذف می‌گردد. اولین گام در استفاده از توابع ریاضی نظیر چندجمله‌ای‌های دو بعدی، 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 جست و جوی تصادفی برای بهینه‌سازی مسائل و فرآیندهای یادگیری است. در طبیعت از ترکیب کروموزوم‌های مناسب نسل‌های بهتری پدید می‌آید. در این بین

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 دو بعدی، 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 ارتفاع 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 درون‌یابی ارتفاعات به منظور تخمین دقیق‌تر ارتفاعات در هر یک

کروموزوم به دست آمده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. به عبارت دیگر در فرآیند تعیین ضرایب مناسب چندجمله‌ای‌ها و توابع رشنال با الگوریتم ژنتیک علاوه بر نقاط کنترل، دو دسته نقطه چک به کار می‌رود که یک دسته در فرآیند بهینه‌سازی به همراه نقاط کنترل برای یافتن کروموزوم بهینه به کاررفته‌است و در اصطلاح به آن نقاط چک الگوریتم ژنتیک می‌گویند<sup>۱</sup> (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<sup>۲</sup> می‌گویند (ICPs).



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

گاهی جهش‌هایی نیز در کروموزوم‌ها رخ می‌دهد که ممکن است باعث بهتر شدن نسل بعدی شود. الگوریتم ژنتیک با استفاده از 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 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 فرآیند 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. مقدار تابع هدف همان مقدار باقیمانده می‌باشد که به صورت 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 به کارگیری 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،

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

<sup>1</sup> Genetic Algorithm Check Points

<sup>2</sup> Independent Check Points

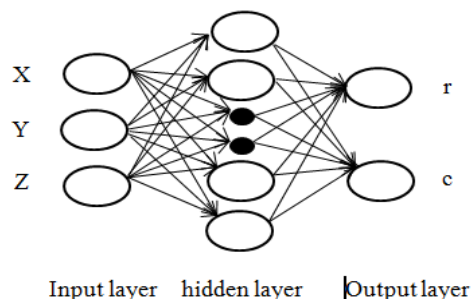
#### ۴. ارزیابی نتایج حاصل از مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای با روش‌های هوشمند

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 جدول ۲۱ تنظیم گردیده است که هر جدول شامل نتایج به-دست‌آمده برای چندجمله‌ای‌های دوبعدی، سه‌بعدی و تابع رشنال می‌باشد که در هر تابع درجات مختلف از چندجمله‌ای‌ها بهینه‌سازی شده‌اند. از آنجایی که الگوریتم ژنتیک از یک فرآیند تصادفی در ایجاد جمعیت اولیه استفاده می‌کند و به تدریج آن را بهبود می‌بخشد در هر بار اجرا مقادیر باقیمانده متفاوت می‌باشد. بنابراین در هر جدول کمترین مقادیر باقیمانده که از ۱۰ بار اجرای الگوریتم به دست آمده است در نظر گرفته شده است. در تمامی جداول مقدار باقیمانده برحسب ابعاد پیکسل می‌باشد.

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 ۷×۱۵ 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 ۱۰×۱۳

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، طبقه-بندی 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.

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  $r$  و  $c$  و لایه میانی با تعداد نرون‌های مختلف در نظر گرفته می‌شوند [۱۶]. در شکل ۳ شبکه عصبی پرسپترون سه لایه کار رفته برای مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره‌ای نمایان گشته است.



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

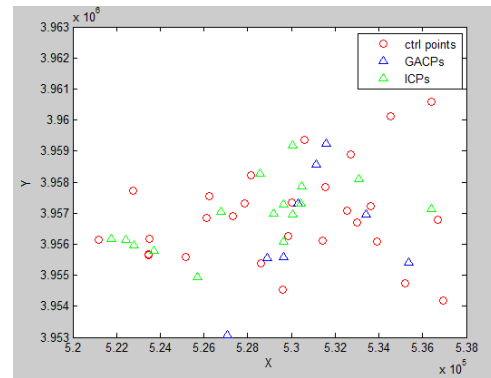
#### ۳. ناحیه مورد مطالعه

در این مطالعه برای مدلسازی هوشمند از دو تصویر ماهواره‌ای پانکروماتیک Worldview-2 و Ikonos-2 استفاده گردید. تصویر Worldview-2 با وسعت پوشش ۱۴×۱۷ کیلومتر از شمال غرب تهران با زاویه انحراف از نادیر ۱۶/۶ درجه در سال ۲۰۱۰ و تصویر Ikonos-2 با وسعت پوشش ۱۱×۱۵ کیلومتر از مرکز شهر همدان با زاویه انحراف از نادیر ۲۰/۴ درجه در سال ۲۰۰۷ اخذ گردیده است.

تعداد ترم‌ها و با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک مقادیر باقیمانده کاهش یافته و در درجه چهارم به کمترین مقدار خود می‌رسد که برابر ۱/۰۰ پیکسل می‌باشد. در روش‌های معمول نیز با افزایش درجات، مقدار باقیمانده‌ها کاهش می‌یابد که در کمترین مقدار برابر ۱/۰۳ پیکسل است که به نتیجه به دست آمده از ژنتیک بسیار نزدیک است. با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک در توابع چندجمله‌ای سه‌بعدی می‌توان به دقت مناسب‌زیر 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 سه بعدی 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.

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 ماهواره‌ای Ikonos-2

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 دویبعدی، سه‌بعدی خصوصاً توابع رشنال را دارد به‌گونه‌ای که مقدار باقیمانده برای نقاط چک مستقل (ICPs) با استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به روش‌های معمول کاهش می‌یابد. در چند جمله‌ای‌های دویبعدی درجه ۲ به دلیل کم بودن تعداد متغیرها در فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک نتیجه مناسبی حاصل نشده است. با افزایش درجه و

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 بهینه‌سازی 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 دویبعدی	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 بهینه‌سازی 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 دو بعدی	۳	۲۰	۲/۶۸	۱/۶۷	۲/۰۱	۲/۹۹
	۴	۳۰	۲/۶۳	۱/۶۲	۱/۹۴	۲/۹
چندجمله‌ای سه بعدی	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

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 به‌دست 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 هیچ‌گونه 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

یکی از مهمترین مشکلات روش‌های مختلف پایدارسازی، یافتن پارامتر بهینه پایدارسازی 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 پایدارسازی و یافتن پارامتر بهینه پایدارسازی 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 سه بعدی بهینه شده استفاده از توابع چندجمله‌ای سه بعدی مقرون به صرفه تر است زیرا توابع چندجمله‌ای سه بعدی 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 به‌دست 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

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. به‌طور 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: ۱،۰۰

حد پایین گرادیان:  $10^{-10}$

و محدوده تغییرات  $\mu$  بین ۰،۰۰۱ تا  $10^{-10}$  در نظر گرفته شده است. سیگنال خطا نیز بر مبنای میزان باقیمانده تشکیل گشته است و اصلاح وزن‌ها برای رسیدن به مقدار می‌نیم 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.

با تغییر تعداد نرون‌ها، تعداد وزن‌ها که برای ارتباط بین نرون‌ها در فرآیند 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 نرون‌ها 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.

چندجمله‌ای سه‌بعدی 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 به‌منظور بهینه‌سازی تابع 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 سه‌بعدی 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 عواملی 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 همان‌طور 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

محاسبه ارتفاع می توان از رابطه زیر استفاده کرد:

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

در این رابطه  $p$  کنترل کننده نرخ کاهش وزن با فاصله است که معمولاً برابر ۲ در نظر گرفته می شود.  $d_i$  نشان دهنده 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 می توان مقدار بهینه توان و در نتیجه وزن مناسب را تعیین و درون یابی 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 به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در معادله <sup>۱</sup>IDW جایگزین گشته و دقت الگوریتم را با مجموعه نقاط چک دیگری تحت عنوان مجموعه نقاط چک (۲)<sup>۲</sup> که نقاط چک مستقل از فرآیند بهینه سازی 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 نسل ها 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 می گردد و با مقدار معلوم ارتفاع همان نقاط چک مقایسه گشته و با استفاده از رابطه زیر مقدار RMSE که همان تابع هدف است محاسبه می گردد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_{comp} - z_{act})^2}{n-1}} \quad (4)$$

در رابطه بالا RMSE مقدار باقی مانده 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 می کند به عبارت دیگر به ازای هر توان یک مقدار ارتفاع برای هر یک از نقاط چک GACP محاسبه می گردد و در نتیجه توان بهینه توانی است که کمترین مقدار را

جدول ۳. نتایج به دست آمده از مدلسازی به روش شبکه های 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

از آن جایی که مبنای ارزیابی نتایج، میزان باقیمانده در نقاط تست به عنوان نقاط چک مستقل می باشد، بهترین نتیجه دارای کمترین باقیمانده- در شبکه ای با تعداد ۴ نرون در لایه میانی به دست آمده است. مقدار باقیمانده در شبکه ای با ۴ نرون در لایه میانی در نقاط تست برابر ۰/۸۴ پیکسل می باشد که قابل مقایسه با نتایج به دست آمده از روش های معمول است. نتایج نشان می دهد که شبکه های پرسپترون با یک لایه میانی و با تعداد نرون مناسب قادر به مدلسازی هندسی تصاویر ماهواره ای Worldview-2 هستند. با استفاده از این مدل ها می توان به دقت بسیار مناسب- زیر پیکسل- در نقاط آموزش، اعتبارسنجی و تست دست یافت.

## ۵. ایجاد مدل رقومی ارتفاعی با استفاده از الگوریتم- های هوش مصنوعی

هدف از درون یابی تعیین ارتفاع در نقاط مجهول میانی با استفاده از مقادیر ارتفاعی نقاط معلوم است. یانگ و همکاران (۲۰۰۴)، روش های مختلفی را برای درون یابی با استفاده از نرم افزار surfer 8.0 از نظر میزان دقت و کاربردی بودن مورد بررسی قرار داده است [۱۲]. در این مطالعه از روش وزن دهی 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 آن ها از نقاط مجهول و به صورت وزن دار استفاده می شود. وزن ها تابعی از فاصله از نقطه مجهول هستند بنابراین نقاط نزدیک تر وزن بیشتری دارند. برای

<sup>1</sup> Inverse Distance Weight

<sup>2</sup> Check



برای درونیابی ارتفاعات به‌روش وزن‌دهی با معکوس فاصله، توان 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 به‌دست 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 برحسب متر به‌دست 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 به‌دست آمده و نتایج حاصل بر روی سری نقاط چک (۲) به-عنوان نقاط چک مستقل که در فرآیند بهینه‌یابی دخالت نداشته‌اند مورد ارزیابی قرار گرفته‌است.

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

برای تابع هدف (RMSE) به ازای تمامی نقاط چک GACP به دست می‌دهد.

برای درونیابی ارتفاعات به‌روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز، از یک شبکه پروسپترون 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 می‌نیمم باقی-مانده صورت می‌گیرد [۱۵، ۱۶].

#### ۶. ارزیابی نتایج حاصل از درونیابی ارتفاع با روش-های هوشمند

به‌منظور 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 شده‌است. 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) به‌دست 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.

## 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 خصوصاً 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 به‌منظور 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 جاه‌جایی ناشی از ارتفاعات در فرایند تولید ارتوفتو فراهم می‌سازد. به‌طور 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. Doloff, "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 Zoj, M.R. Delavar, and A. Abootalebi, "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 Zoj, "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 Determination of Interpolation Model for Using in Geographic

است. نتایج حاصل از یک شبکه پرسپترون با یک لایه پنهان ۵ 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 خصوصاً 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 به‌کار 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.

- 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. Wagner, P. Fiener, F. Wilken, S. Kumar and K. Schneiders, “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.
- [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 صادقان، 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.