

## تفکیک محصولات کشاورزی بر پایه طبقه بندی شیء گرا تصاویر ماهواره ای

مسلم درویشی\*

مریی گروه مهندسی نقشه برداری، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه سیدجمال الدین اسدآبادی

### چکیده :

سنجش از دور به عنوان ابزاری جهت تولید اطلاعات جامع و بهنگام با استفاده از فن آوری ماهواره ای برای مدیریت یکپارچه و جامع کشاورزی مطرح است. تشخیص نوع محصولات کشاورزی با استفاده از تصاویر ماهواره ای و با کمترین سطح نیاز به دسترسی مستقیم به زمین های کشاورزی موجب کاهش چشمگیر هزینه ها در بخش مدیریت کشاورزی در سطح کلان می شود. استفاده از تصاویر چند طیفی چند زمانه راه کاری است که پیش از این تحقیقات جامعی بر روی آن انجام پذیرفته است. آنچه در این تحقیق مورد نظر است افزایش دقت تفکیک محصولات کشاورزی یک منطقه با استفاده از اطلاعات مرز زمین های کشاورزی استخراج شده از تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا است. در واقع الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق اضافه کردن یک مرحله پردازش بر روی نتایج طبقه بندی کننده های آماری و غیر آماری نظیر طبقه بندی کننده بیشترین شباهت و طبقه بندی کننده شبکه عصبی در کلاس بندی زمین های کشاورزی است. در الگوریتم پیشنهادی به هر زمین کشاورزی به عنوان یک واحد جداگانه نگاه شده و پس از پردازش پیکسل مبنا، پیکسل های هر زمین کشاورزی، کلاسی که بیشترین پوشش را در سطح زمین مورد بررسی داشته باشد تعیین کننده نوع محصول آن مزرعه می باشد. در واقع مرز زمین های کشاورزی از تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا استخراج شده و نوع محصول پیکسل مبنا نیز با استفاده از تصاویر چند طیفی چند زمانه مشخص می گردد و الگوریتم پیشنهادی با تلفیق این دو داده به طبقه بندی شیء مبنای تصویر می پردازد. با استفاده از الگوریتم پیشنهادی، شاهد افزایش دقت ۱۲٪ در زمینه تفکیک محصولات کشاورزی هستیم که دقت تفکیک محصولات کشاورزی را از ۸۰٪ به ۹۲٪ افزایش داده است.

واژه های کلیدی : تفکیک محصولات کشاورزی، طبقه بندی پیکسل مبنا، طبقه بندی شیء مبنا، شبکه عصبی، بیشترین شباهت.

نویسنده مکاتبه کننده : مسلم درویشی

آدرس پستی : همدان، اسدآباد، میدان سیدجمال الدین اسدآبادی، خیابان امام خمینی (ره)، دانشگاه سیدجمال الدین اسدآبادی، گروه مهندسی نقشه برداری.

تلفن : ۰۹۱۲۴۰۹۰۰۹۲

آدرس پست الکترونیک : dmoslem@yahoo.com



## ۱- مقدمه

کشاورزی به عنوان یکی از ارکان توسعه کشور ایران مطرح است. عمده ضعف کشاورزان در این زمینه به ضعف در مدیریت یکپارچه و عدم وجود اطلاعات به هنگام و دقیق برای احقاق این مدیریت است. سنجش از دور به عنوان ابزار ارائه دهنده اطلاعات دقیق و به هنگام برای یک مدیریت صحیح و فعال مطرح می شود. یکی از کاربردهای سنجش از دور در زمینه کشاورزی فراهم کردن یک سیستم کنترل و پایش محصولات کشاورزی است. به این منظور که مدیریت کشاورزی کشور به صورت دقیق از تنوع محصولات و مساحت اختصاص یافته به هر محصول در هر ناحیه خاص از کشور اطلاع داشته باشد. اگر چنین سیستم یکپارچه ای در مدیریت کشاورزی کشور پدید آید با ارزیابی آمار و اطلاعات به دست آمده و بازده زمین های کشاورزی می توان به بسیاری از نقص ها در این زمینه فائق آمد و هزینه های بسیاری نظیر هزینه حمل و نقل که سهم عمده ای در تعیین قیمت نهایی محصول کشاورزی دارد را کاهش داد. تفکیک محصولات کشاورزی و تعیین حدود دقیق مزارع از کاربردی ترین استفاده های سنجش از دور در کشاورزی می باشد.

برای کنترل و پایش پدیده های مورد نظر، از جمله شناسایی و تفکیک محصولات کشاورزی، با استفاده از سنجش از دور باید به جنبه های متفاوت این پدیده ها توجه نمود. اغلب نمی توان با استفاده از یک محصول سنجش از دور به مطالعه یک پدیده پیچیده پرداخت زیرا هر مجموعه داده سنجش از دور با توجه به انتظاری که سازندگان سنجنده از آن دارند ویژگی خاصی را دربر می گیرد.

در سالیان اخیر برای استفاده همه جانبه از داده های سنجش از دور به ترکیب منابع مختلف داده سنجش از دور می پردازند. [۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶] روش های مختلف استفاده از داده های چند منبعی را می توان در سه سطح زیر طبقه بندی نمود:

## ۱- منابع مختلف داده :

در این زمینه می توان به تحقیقی اشاره نمود که در آن با ترکیب داده های سنجنده های ماهواره ای نظیر IRS-P6 و استر و داده های نقشه های توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ منطقه و ارتفاع استخراج شده از مدل رقومی ارتفاعی (DEM) منطقه به تهیه نقشه یخچال های طبیعی باقیمانده در منطقه هیمالیا پرداخته اند. [۷]

## ۲- سنجنده های ماهواره ای با ماهیت متفاوت:

در زمینه تعیین نوع محصولات کشاورزی در تحقیقی با استفاده از تصاویر نوری و رادار به طور همزمان، به تفکیک محصولات کشاورزی پرداخته شده است و از تصویر نوری اطلاعات طیفی و شکل و از تصویر رادار اطلاعات بافت و ساختار محصول استخراج شده است و در نهایت با استفاده از طبقه بندی کننده های مختلف از جمله روش های درختی اقدام به تفکیک محصولات نموده اند. [۸ و ۹]

## ۳- تصاویر چند زمانه یک سنجنده:

برای تفکیک محصولات کشاورزی بررسی دوره رشد یک محصول در تشخیص نوع آن بسیار حائز اهمیت است. و تصاویر چند زمانی این قابلیت را فراهم می کنند. در این زمینه می توان به تحقیقی اشاره نمود که با استفاده از داده های چند زمانه سنجنده مادیس به پیش بینی بازده محصولات کشاورزی در کانادا پرداخته اند. [۱۰]



روشهای اول و دوم به دلیل نیاز به چند منبع با محدودیت اجرایی مواجه هستند ، از طرفی با توجه به دوره رشد چندین ماهه محصولات کشاورزی ، استفاده از روش های چند زمانی دارای توجیه است. با توجه به مشابهت طیفی محصولات مختلف ، تصاویر بایستی در هر بازه زمانی از قدرت تفکیک طیفی کافی ، برخوردار باشند.

معمولا حد تفکیک مکانی و طیفی سنجنده ها با یکدیگر رابطه ی معکوس دارد. از این رو تصاویر چند طیفی امکان استخراج اطلاعات مکانی با دقت های بالا را فراهم نمی کنند.

استخراج حدود دقیق هر زمین کشاورزی از تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا اسپات و ذخیره اطلاعات آن به عنوان یک ویژگی برای هر پیکسل مورد پردازش در الگوریتم های طبقه بندی کننده آماری بیشترین شباهت و غیر آماری شبکه عصبی به عنوان موضوع این تحقیق مطرح است.

طبقه بندی کننده های موجود بیشتر با استفاده از اطلاعات پیکسلی به طبقه بندی تصویر می پردازند ، در این تحقیق یک مرحله طبقه بندی شیء مبنا پس از طبقه بندی پیکسل مبنا اضافه شده است، به این ترتیب که هر پیکسل پس از ورود به طبقه بندی کننده آماری و غیر آماری یک برچسب کلاس می خورد که این برچسب می تواند درست یا غلط باشد. برای افزایش دقت طبقه بندی کننده های پیکسل مبنا، پیشنهاد می شود که در طبقه بندی نهایی یک منطقه به هر زمین کشاورزی به عنوان یک واحد جداگانه نگاه شود.

در مرحله طبقه بندی پیکسل مبنا درصد پوشش هر کلاس از یک زمین کشاورزی منفرد مشخص می شود، با توجه به این منطق که در هر زمین کشاورزی یک محصول پرورش داده می شود و منطقی نیست که زمینی که فرضا بیش از ۹۰٪ آن مختص یک محصول کشاورزی است، در میانه خود ۱۰٪ از محصول دیگر کشت شود، این ۱۰٪ را به خطای طبقه بندی کننده به دلیل وجود پیکسل های مرزی و ترکیبی بازگردانده و کلاس آنها را به کلاسی که حائز اکثریت پوشش یک زمین است باز می گردانیم.

## ۲- روش ها

### ۲-۱- طبقه بندی پیکسل مبنا:

روش های عمده طبقه بندی تصاویر در سنجش از دور را می توان به دو دسته عمده روش های مبتنی بر مدل های آماری یا روش های طبقه بندی پارامتریک و روش های غیر آماری یا غیر پارامتریک تقسیم بندی نمود.

هریک از مدل های مطرح شامل روش های متنوعی هستند:

### ۲-۱-۱- روش های مبتنی بر مدل های آماری

مدل استنباط کلاسیک<sup>۱</sup>، کالمن فیلترینگ<sup>۲</sup>، روش تخمین بیز<sup>۳</sup>، روش استنباط شهودی<sup>۴</sup>، کمترین فاصله، بیشترین شباهت و غیره

### ۲-۱-۲- روش های هوشمند و مبتنی بر الگوریتم های آموزش پذیری

تئوری مجموعه فازی<sup>۵</sup>، شبکه های عصبی<sup>۶</sup>، تئوری آنالیز موجک<sup>۷</sup>، ماشین بردار پشتیبان<sup>۸</sup> و غیره

<sup>1</sup> Classical Inference

<sup>2</sup> Kalman Filter

<sup>3</sup> Bayes Estimation Method

<sup>4</sup> Evidence Inference

<sup>5</sup> fuzzy Set Theory



تحقیقات زیادی در زمینه مقایسه نتایج حاصل از هر یک از روش‌های مذکور در زمینه تلفیق داده‌های سنجش از دور انجام گرفته است. [۱۱ و ۱۲]

## ۲-۲- طبقه بندی شیء مبنا یا تصمیم گیری مزرعه مبنا:

در آنچه تاکنون بحث شد، به پیکسل به عنوان واحد ورودی به الگوریتم های طبقه بندی نگاه می کند، گاهی به مفهوم شیء گرایی در طبقه بندی با ارائه ویژگی های یک مزرعه برای ورود به یک الگوریتم نگاه می شود. آنچه مورد نظر این تحقیق است اضافه کردن یک مرحله پردازش روی مزارع پس از اجرای طبقه بندی پیکسل مبنای یک تصویر است. به این معنا که خروجی های مرحله طبقه بندی پیکسل مبنا در روش های پارامتریک و غیر پارامتریک به عنوان ورودی های الگوریتم پیشنهادی مورد توجه قرار گیرند.

اگر بتوان مرز یک زمین کشاورزی را به دقت تعیین نمود، آنگاه می توان مدعی بود که همه محصول کشت شده درون آن باید از یک نوع بوده و اگر به عنوان مثال ۵٪ از پیکسل های تشکیل دهنده یک زمین کشاورزی به صورت پراکنده پس از مرحله طبقه بندی، برچسبی متفاوت با سایر پیکسل های تشکیل دهنده یک زمین را دارند، این موضوع را به خطای مرسوم در طبقه بندی کننده ارجاع داده و با توجه به اینکه اکثریت پیکسل های یک زمین برچسب یک محصول را دارند، به سایر پیکسل های با برچسب متفاوت درون آن مزرعه نیز برچسب محصول اکثریت را تعمیم دهیم.

فرض مسئله این است که مرز هر زمین کشاورزی با استفاده از یک تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا تفکیک شود و به هر پیکسل یک برچسب جدید اضافه گردد، برچسب مورد نظر شماره مزرعه می باشد، در واقع هر پیکسل فارغ از ویژگی هایی که باند های مختلف طیفی تصویر برای آن ایجاد می کنند، دارای یک ویژگی دیگر تحت عنوان تعلق به مزرعه ای خاص قرار می گیرد.

این مطلب اساس تحقیق پیش رو را تشکیل می دهد. برای بیان ریاضی مسئله بالا، ابتدا به چند تعریف نیازمندیم.

اگر:

$$w_i, i = 1, \dots, M$$

نشان دهنده کلاس های مورد بررسی در تصویر باشد که در آن  $M$  تعداد کلاس های مورد نظر است.

خروجی طبقه بندی کننده های مطرح شده در بخش های قبلی که براساس ورودی پیکسل عمل می کردند به عنوان ورودی این الگوریتم تکمیلی مورد نظر هستند، به این معنی که هر مزرعه از تعدادی پیکسل تشکیل شده است که الگوریتم های طبقه بندی کننده آماری و غیر آماری نظیر الگوریتم بیشترین شباهت و الگوریتم شبکه عصبی به هر یک از پیکسل های آنها یک برچسب به عنوان کلاس طبقه بندی شده برازش داده اند. بنابر این اگر داشته باشیم:

$$f(w_{ij}), j = 1, \dots, N$$

آنگاه تابع  $f(w_{ij})$ ، معرف درصد پیکسل های کلاس  $i$ ام در مزرعه  $j$ ام خواهد بود،  $N$  نیز تعداد کل مزارع مورد بررسی را مشخص می کند.

به عنوان مثال اگر تصویر مورد نظر از پنج کلاس مختلف تشکیل شده باشد، مقادیر این تابع برای پنج کلاس مورد نظر می تواند: ۰.۲، ۰.۶۹، ۰.۰، ۰.۰۱ و ۰.۱ باشد.

<sup>6</sup> Neural Network

<sup>7</sup> Wavelet Analysis Theory

<sup>8</sup> Support Vector Machine



بنابراین می توان شرط زیر را برای مقادیر تابع  $f(w_{ij})$  در نظر گرفت:

$$\sum_{i=1}^M f(w_{ij}) = 1 \quad \text{رابطه (۱)}$$

معادله (۱) بیان می کند که مجموع تعلق پیکسل های یک مزرعه به کلاس های مختلف یک تصویر در آن مزرعه باید عدد ۱ باشد.

به عنوان مثال  $f(w_{12}) = 0.2$  بیان می کند که ۲۰٪ پیکسل های مزرعه شماره ۲ به کلاس شماره ۱ تعلق دارند. بنابراین برای مثال یک تصویر پنج کلاسه شرط (۱) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$\sum_{i=1}^M f(w_{i2}) = f(w_{12}) + f(w_{22}) + f(w_{32}) + f(w_{42}) + f(w_{52})$$

$$= 0.2 + 0.69 + 0 + 0.01 + 0.1 = 1$$

الگوریتم پیشنهادی، کلاس همه پیکسل های اقلیت را به کلاس پیسل اکثریت تغییر می دهد، یعنی:

اگر:

$$x_k, k = 1, \dots, P$$

معرف پیکسل موجود در تصویر باشد آنگاه  $x_{kj}$  معرف پیکسل  $k$ ام از مزرعه  $j$ ام خواهد بود، و  $P$  معرف تعداد کل پیکسل های تشکیل دهنده یم مزرعه در تصویر خواهد بود.

آنگاه می توانیم بنویسیم:

$$x_{kj} \in w_{ij}, \text{ if } f(w_{ij}) > f(w_{rj}), \text{ for all } i \neq r \quad \text{رابطه (۲)}$$

طبق الگوریتم بالا همه پیکسل های مزرعه  $j$ ام به کلاس  $i$ ام تعلق خواهند گرفت، اگر کلاس  $i$ ام دارای بیشترین درصد پوشش در میان کلاس های موجود در مزرعه  $j$ ام باشد.

حد آستانه تصمیم گیری:

برای رابطه ی (۲) می توان علاوه بر حداکثر بودن کلاس تعیین کننده برچسب کل مزرعه، یک حدآستانه به عنوان شرط برای تصمیم گیری نیز تعیین کرد:

$$x_{kj} \in w_{ij}, \text{ if } f(w_{ij}) > f(w_{rj}), \text{ for all } i \neq r \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$\text{and } f(w_{ij}) > T$$

در رابطه ی (۳) انتخاب  $T=0.6$  به معنای این است که بیشترین درصد تعلق پیکسل های مزرعه  $j$ ام به کلاس  $i$ ام برای تعیین وضعیت سایر پیکسل های مزرعه کفایت نمی کند و باید پیکسل های کلاس  $i$ ام بیش از ۶۰٪ مزرعه  $j$ ام را پوشش دهند تا بتوانند برچسب سایر کلاس های موجود در مزرعه را تغییر داده و برچسب مزرعه را یکسان کنند.

## ۳- داده های مورد استفاده

## ۳-۱- داده های سنجنده اسپات

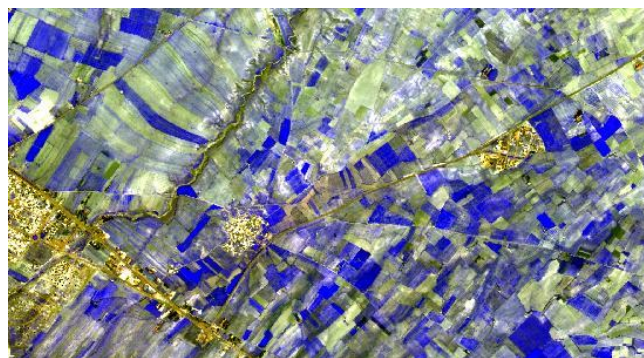
باند های مورد استفاده در این تحقیق باند های سبز، قرمز و مادون قرمز سنجنده اسپات ۵ می باشد، که کلیه تصحیحات رادیومتریکی و هندسی روی آن انجام پذیرفته است و دقت تفکیک مکانی هر پیکسل از آن ۱۴ متر می باشد.

تصویر مورد پردازش در این تحقیق مربوط به شهرستان قروه واقع در استان کردستان می باشد که با استفاده از سنجنده HRG نصب بر اسپات ۵ تهیه شده است و اندازه پیکسل های آن ۱۴ در ۱۴ متر بوده که سه باند سبز، قرمز و فرورسرخ نزدیک را شامل می شود که در دو مقطع زمانی دریافت شده است. سایر اطلاعات این تصاویر در جدول (۱) ارائه شده است..

جدول ۱: اطلاعات تصاویر اسپات

شماره تصویر	باند ها ( $\mu\text{m}$ )	تاریخ اخذ تصویر	اندازه پیکسل روی زمین (m)
1	0.50 – 0.59 (green)	1388/02/01	14 * 14
	0,61 – 0.68 (red)		14 * 14
	0.79 – 0.89 (near IR)		14 * 14
2	0.50 – 0.59 (green)	1388/04/11	14 * 14
	0,61 – 0.68 (red)		14 * 14
	0.79 – 0.89 (near IR)		14 * 14

در شکل (۱) ترکیبی رنگی از سه باند این سنجنده در برگزیده بخش کوچکی از منطقه مورد بررسی در تاریخ ۰۱ / ۰۲ / ۱۳۸۸ ارائه شده است.



شکل ۱: ترکیب رنگی اسپات بخشی از منطقه مورد مطالعه در باند های سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک

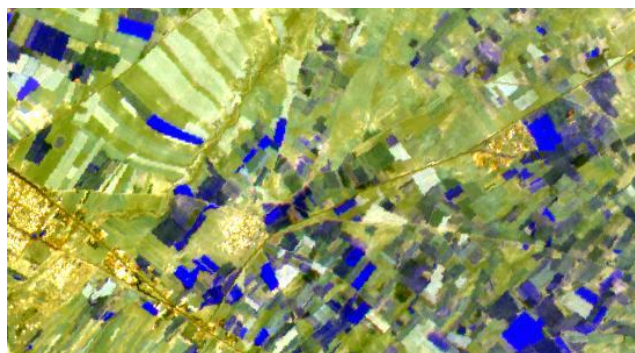
## ۳-۲- داده های سنجنده استر

استر یک سنجنده چند طیفی با توان تفکیک بالا است، که داده ها را در سه حیطه ی طیفی با استفاده از یک رادیومتر جداگانه برای هر ناحیه، اخذ می کند. حیطه های طیفی که تصاویر در آنها اخذ می شوند، حیطه های مریی و مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز کوتاه موج و مادون قرمز گرمایی هستند. جدول (۲) اطلاعات تصاویر استر مورد استفاده در این تحقیق را نمایش می دهد، همچنین شکل (۲) تصویر رنگی حاصل از سه باند سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک برای بخشی از منطقه مورد بررسی در تاریخ ۲۵ / ۰۴ / ۱۳۸۸ را نشان می دهند.

جدول ۲: اطلاعات تصاویر اسپات



شماره تصویر	باند ها ( $\mu\text{m}$ )	تاریخ اخذ تصویر	اندازه پیکسل روی زمین (m)
3	0.52 – 0.60 (green)	1388/04/25	14 * 14
	0.63 – 0.69 (red)		14 * 14
	0.76 – 0.86 (near IR)		14 * 14
4	0.52 – 0.60 (green)	1388/05/10	14 * 14
	0.63 – 0.69 (red)		14 * 14
	0.76 – 0.86 (near IR)		14 * 14
5	0.52 – 0.60 (green)	1388/05/19	14 * 14
	0.63 – 0.69 (red)		14 * 14
	0.76 – 0.86 (near IR)		14 * 14
6	0.52 – 0.60 (green)	1388/05/26	14 * 14
	0.63 – 0.69 (red)		14 * 14
	0.76 – 0.86 (near IR)		14 * 14
7	0.52 – 0.60 (green)	1388/07/21	14 * 14
	0.63 – 0.69 (red)		14 * 14
	0.76 – 0.86 (near IR)		14 * 14



شکل ۲: ترکیب رنگی استر بخشی از منطقه مورد مطالعه در باند های سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک

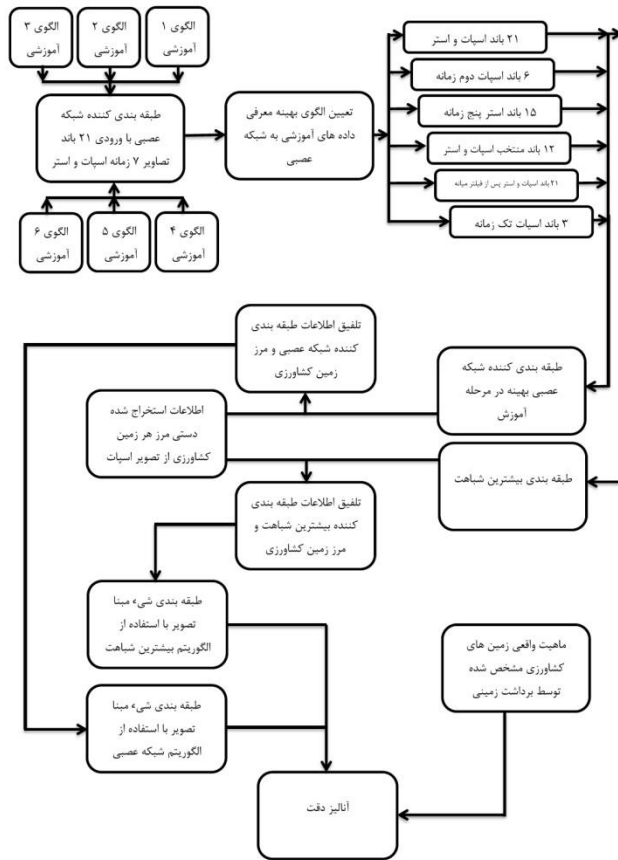
## ۳-۳- داده های زمینی:

با توجه به داشتن سه باند سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک از هر پیکسل در هر مقطع زمانی و تعداد ۷ زمان برداشت تصویر از منطقه مورد مطالعه، برای هر پیکسل ۲۱ باند طیفی وجود دارد. جدول (۳) اطلاعات حاصل از برداشت زمینی برای منطقه مورد مطالعه را ارائه می دهد.

جدول ۳: داده های زمینی برداشت شده

نوع محصول	تعداد مزرعه	تعداد پیکسل	تعداد باند	زمان اخذ تصویر
گندم	۱۸	۲۲۲۹	۲۱	۱ الی ۷
سیب زمینی	۶	۷۱۹	۲۱	۱ الی ۷
آیش	۴	۵۸۳	۲۱	۱ الی ۷
خیار	۷	۲۹۹	۲۱	۱ الی ۷
یونجه	۵	۵۴۱	۲۱	۱ الی ۷
مجموع	۴۰	۴۳۷۱	۲۱	۱ الی ۷





شکل ۳: فلوجارت روند اجرای تحقیق

#### ۴- پیاده سازی و ارزیابی نتایج

شکل (۳) فلوجارت روند اجرای تحقیق را نمایش می دهد که در آن ابتدا شش حالت توزیع داده‌های آموزشی مورد بررسی قرار گرفته است و در ادامه با این نوع توزیع بهینه شش حالت ورودی داده به الگوریتم اعمال شده است که پس از طبقه بندی اولیه تحت تاثیر اعمال مرزهای زمین کشاورزی استخراج شده از تصاویر اسپات نوع محصول هر زمین کشاورزی به عنوان یک واحد مستقل برآورد شده است.

نتیجه بهترین عملکرد در جدول (۴) آورده شده است.

جهت ارزیابی نتایج از ابتدا همواره تعدادی داده جدا شده بودند که هیچ تاثیری در روند آموزش و تعیین پارامترهای الگوریتم پیشنهادی نداشتند. پس از آموزش شبکه عصبی و بیشترین شباهت، وقتی ساختار این دو الگوریتم با استفاده از داده های آموزشی مشخص شد، آنگاه داده های ارزیابی در این الگوریتم ها قرار داده شده اند و الگوریتم برای کلاس بندی هر پیکسل ارزیابی به صورت جداگانه تصمیم گیری می کند.

مرحله اول الگوریتم بر پایه طبقه بندی متداول پیکسل مینا انجام می شود و هر پیکسل ارزیابی پس از قرار گرفتن در شبکه عصبی یا الگوریتم بیشترین شباهت یک برچسب کلاس پیدا می کند، این در حالی است که با استفاده از داده های جمع آوری شده زمینی واقعیت پیکسل مورد نظر برای ما مشخص است.





جدول ۴: نتیجه اعمال الگوریتم در بهترین حالت توزیع داده های آموزشی

درصد پوشش هر مزرعه نسبت به محصولات مختلف										
شماره زمین	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
گندم	0.81	0.02	0.08	0.21	0.12	0.52	0.99	0.03	0.20	0.69
سیب زمینی	0.10	0.00	0.41	0.00	0.27	0.00	0.00	0.01	0.47	0.00
آیش	0.02	0.98	0.00	0.70	0.32	0.00	0.00	0.08	0.13	0.06
خیار	0.07	0.00	0.51	0.10	0.30	0.48	0.00	0.88	0.20	0.17
یونجه	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.09
واقعیت زمینی	گندم	آیش	سیب زمینی	آیش	آیش	گندم	گندم	سیب زمینی	خیار	گندم
نتیجه الگوریتم	صحیح	صحیح	غلط	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	غلط	غلط	صحیح

درصد پوشش هر مزرعه نسبت به محصولات مختلف										
شماره زمین	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
گندم	0.98	0.98	0.89	0.95	0.00	0.00	0.00	0.62	0.93	0.14
سیب زمینی	0.00	0.00	0.00	0.00	0.96	0.30	0.02	0.01	0.01	0.29
آیش	0.00	0.01	0.04	0.03	0.00	0.00	0.00	0.36	0.01	0.00
خیار	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.57	0.00	0.00	0.06	0.42
یونجه	0.00	0.02	0.06	0.03	0.04	0.12	0.98	0.01	0.00	0.15
واقعیت زمینی	گندم	گندم	گندم	گندم	سیب زمینی	خیار	یونجه	گندم	گندم	یونجه
نتیجه الگوریتم	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	غلط

درصد پوشش هر مزرعه نسبت به محصولات مختلف						
شماره زمین	21	22	23	24	25	26
گندم	0.00	0.99	0.31	0.50	0.97	0.01
سیب زمینی	0.03	0.00	0.03	0.06	0.00	0.00
آیش	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.00
خیار	0.97	0.01	0.66	0.03	0.00	0.00
یونجه	0.00	0.00	0.00	0.38	0.00	0.99
واقعیت زمینی	خیار	گندم	خیار	گندم	گندم	یونجه
نتیجه الگوریتم	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح	صحیح

اگر برای معرفی هر پیکسل و هر کلاس داشته باشیم:

$$x_i, i = 1, \dots, N$$

$$w_r, r = 1, \dots, M$$

که در آن  $N$  تعداد کل پیکسل های ارزیابی باشد و  $M$  تعداد کل کلاس های موجود و نتیجه مرحله اول الگوریتم یعنی شبکه عصبی یا بیشترین شباهت را با تابع  $P(x)$  نمایش دهیم داریم:



$$p(x_i) = w_{ri}$$

که در آن معرف کلاس  $r$  برای پیکسل  $i$  می باشد.

و واقعیت زمینی کلاس بندی برای هر پیکسل را به صورت زیر نشان دهیم:

$$\forall x_i, w_g \quad \exists x_i \in w_g : G(x_i) = w_{gi}$$

که در آن واقعیت زمینی هر پیکسل و  $G(x_i)$  تابع بازگرداننده هر پیکسل به واقعیت زمینی آن است.

آنگاه می توان رابطه ۴ را به صورت زیر تعریف نمود:

$$E_{pix}(x_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } P(x_i) = G(x_i) \\ 0 & \text{if } P(x_i) \neq G(x_i) \end{cases} \quad \text{رابطه (۴)}$$

حال برای محاسبه دقت الگوریتم بر پایه محاسبات پیکسلی داریم:

$$A_{pix} = \frac{\sum_{i=1}^N E_{pix}(x_i)}{N} \quad \text{رابطه (۵)}$$

در مرحله دوم الگوریتم که پایه تحقیق حاضر است، اطلاعات مرزی زمین های کشاورزی نیز در تصمیم گیری در رابطه با کلاس یک پیکسل تاثیر گذارند. اصول و مبانی تئوریک این روش در فصل سوم توضیح داده شده است، پس از اعمال مرحله دوم الگوریتم بر روی پیکسل های یک مزرعه، کلاسی که دارای بالاترین درصد پوشش یک مزرعه باشد به عنوان کلاس پیروز معرفی شده و سایر پیکسل ها با برچسب کلاس های دیگر در این مزرعه باید کلاس خود را به کلاس دارای اکثریت پوشش تغییر دهند. اگر تاثیر مرحله دوم الگوریتم را با تابع  $O(x)$  نشان دهیم داریم:

$$O(x_i) = w_{ri}$$

که معرف کلاس  $r$  برای پیکسل  $i$  می باشد. آنگاه می توان رابطه (۴) را به صورت زیر تعریف نمود:

$$E_{obj}(x_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } O(x_i) = G(x_i) \\ 0 & \text{if } O(x_i) \neq G(x_i) \end{cases} \quad \text{رابطه (۶)}$$

حال برای محاسبه دقت الگوریتم بر پایه محاسبات شیئی (مزرعه مینا) داریم:

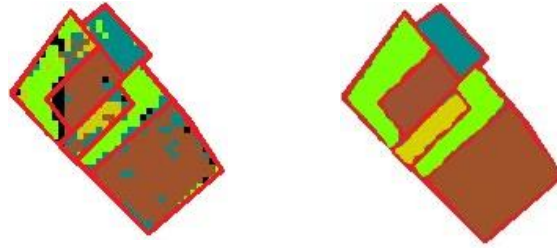
$$A_{obj} = \frac{\sum_{i=1}^N E_{obj}(x_i)}{N} \quad \text{رابطه (۷)}$$

نتیجه حاصل از اجرای الگوریتم در مرحله اول و دوم (پیکسل مینا و شیء مینا) برای دوازده حالت کلی مورد بررسی در جدول (۵) آمده است.

لازم به ذکر است که برای هر یک از حالت های دوازده گانه بیش از ده بار الگوریتم اجرا شده و بهترین جواب از میان جواب های موجود به عنوان عملکرد الگوریتم در هر حالت مطرح شده است. با توجه به اینکه الگوریتم شبکه عصبی یک الگوریتم تکرار پذیر است طبیعی است که در هر مرحله جوابی متفاوت با مراحل قبلی داشته باشد. جدای از برخی نتایج که به کلی مردود هستند و دلیل اصلی آن آموزش غیر صحیح شبکه عصبی بوده است در باقی موارد تغییر محسوسی بین جواب های حاصل از الگوریتم برای یک حالت خاص اتفاق نمی افتد در حالی که این تغییر دقت برای تکرار های صحیح یک حالت، تغییری بین ۳٪ الی ۵٪ می باشد. معمولاً در هر ۱۰ بار اجرای الگوریتم برای حالت های مطرح بین ۴ تا ۵ مورد از نتایج به دلیل آموزش غلط شبکه عصبی به کلی مردود می باشند.



شکل (۴) نمایی از تاثیر الگوریتم پیشنهادی برای بخشی از منطقه مورد مطالعه را به نمایش می گذارد.



شکل ۴: تاثیر الگوریتم پیشنهادی در طبقه بندی مزارع کشاورزی

جدول ۵: نتایج الگوریتم پیشنهادی در حالت های دوازده گانه

حالت	توضیح	دقت طبقه بندی پیکسلی	دقت الگوریتم پیشنهادی	درصد بهبود نتایج
۱	الگوریتم شبکه عصبی با توزیع و تعداد داده آموزشی نوع ۱	٪۸۰	٪۹۲	٪۱۲
۲	الگوریتم شبکه عصبی با توزیع و تعداد داده آموزشی نوع ۲	٪۵۷	٪۶۳	٪۶
۳	الگوریتم شبکه عصبی با توزیع و تعداد داده آموزشی نوع ۳	٪۶۹	٪۷۸	٪۹
۴	الگوریتم شبکه عصبی با توزیع و تعداد داده آموزشی نوع ۴	٪۷۹	٪۹۱	٪۱۲
۵	الگوریتم شبکه عصبی با توزیع و تعداد داده آموزشی نوع ۵	٪۷۲	٪۸۰	٪۸
۶	الگوریتم شبکه عصبی با توزیع و تعداد داده آموزشی نوع ۶	٪۷۵	٪۸۹	٪۱۴
۷	الگوریتم شبکه عصبی تحت تاثیر فیلتر میانه	٪۸۰	٪۸۵	٪۵
۸	الگوریتم شبکه عصبی با داده های منحصرآ سنجنده اسپات	٪۶۶	٪۷۴	٪۸
۹	الگوریتم شبکه عصبی با داده های منحصرآ سنجنده استر	٪۷۸	٪۹۰	٪۱۲
۱۰	الگوریتم شبکه عصبی با داده های ورودی منتخب از سنجنده های استر و اسپات	٪۳۷	٪۴۵	٪۸
۱۱	الگوریتم شبکه عصبی با داده های تک زمانه سنجنده اسپات	٪۶۳	٪۶۶	٪۳
۱۲	الگوریتم بیشترین شباهت	٪۷۷	٪۸۳	٪۶

##### ۵- نتیجه گیری

استفاده از اطلاعات مرز زمین کشاورزی در تفکیک محصولات کشاورزی، افزایش بیش از ٪۱۰ دقت عملکرد الگوریتم های متداول و موجود را به همراه داشته است. اضافه کردن یک ویژگی جدید به هر پیکسل تحت عنوان تعلق به یک زمین کشاورزی در افزایش دقت تعیین هویت پیکسل در کلاس بندی به شدت موثر است. دقت عملکرد ٪۹۲ درصدی الگوریتم شبکه عصبی شیء مبنا تایید کننده این مطلب است.

استفاده از یک سنجنده چند طیفی با برداشت های حداقل چهار زمانه از منطقه مورد مطالعه با قدرت تفکیک طیفی مناسب در کنار تصویر تک زمانه یک سنجنده با قدرت تفکیک مکانی بالاتر از سنجنده اول از همان منطقه در مقطع زمانی مناسب بهترین نتیجه را در ترکیب داده های سنجنده های نوری در تفکیک محصولات کشاورزی به همراه خواهد داشت.



مقطع مناسب برای برداشت تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا بستگی به نوع محصولات زراعی منطقه داشته، و این زمان باید به گونه ای انتخاب شود که در تقویم زراعی انواع محصولات یک منطقه بیشترین اختلاف بین طیف محصولات کشاورزی وجود داشته باشد.

در تفکیک محصولات کشاورزی با استفاده از تصاویر چند زمانه چند طیفی با استفاده از الگوریتم های طبقه بندی غیرآماري نتایج بهتری نسبت به طبقه بندی کننده های آماری در پی دارد. در این تحقیق نیز طبقه بندی کننده غیر آماری شبکه عصبی نسبت به طبقه بندی کننده آماری بیشترین شباهت نتیجه بهتری را در پی داشت.

## مراجع

- [1]Straub, C., Dees, M., Weinacker, H., Koch, B., Using airborne laser scanner data and CIR orthophotos to estimate the stem volume of forest stands. *Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation* 30 (3), 277–287, 2009.
- [2]Maltamo, M., Malinen, J., Packalén, P., Suvanto, A., Kangas, J., Nonparametric estimation of stem volume using airborne laser scanning, aerial photography and stand register data. *Canadian Journal of Forest Research* 36 (2), 426–436, 2006.
- [3]Chen, G., Hay, G., Modeling large-area canopy surface heights from lidar transects and quickbird data. In: *Proceedings SilviLaser*, 14–16 October, College Station, Texas, USA, pp. 202–209, 2009.
- [4]Moghaddam, M., Dungan, J.L., Acker, S., Forest variable estimation from fusion of SAR and multispectral optical data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40 (10), 2176–2187, 2002.
- [5]Treuhaft, R.N., Asner, G.P., Law, B.E., Structure-based forest biomass from fusion of radar and hyperspectral observations. *Geophysical Research Letters* 30 (9), 1472, 2003,
- [6]Klonus, S., Ehlers, M., Vergleich von unterschiedlichen Verfahren zur Fusion von TerraSAR-X und optischen Daten. *DGPF Tagungsband* 18, 327–336, 2009.
- [7] Shukla .A, M.K. Arora, R.P. Gupta, Synergistic approach for mapping debris-covered glaciers using optical–thermal remotesensing data with inputs from geomorphometric parameters, *Remote Sensing of Environment*, Volume 114, Issue 7, 1378-1387, 2010.
- [8]Solberg, A.H.S.; Jain, A.K.; Taxt, T., Multisource classification of remotely sensed data: fusion of Landsat TM and SAR images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* , Volume 32 , Issue 4, 768-778, 1994.
- [9]Mangolini, M. and O.Arino, ERS-SAR and Landsat-TM multitemporal fusion for crop statistics. *Earth Observation Quarterly*, 1996(51): p. 11-15.
- [10] Mkhabela .M.S, P. Bullock, S. Raj, S. Wang, Y. Yang, Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data, *Agricultural and Forest Meteorology*, Volume 151, Issue 3, 385-393, 2011.
- [11] Zhou, H. , Multi-sensor Information Fusion Method Based on the Neural Network Algorithm, *IEEE, Fifth International Conference on Natural Computation*, 2009.
- [12] Dai, X., Khorram, S., Data fusion using artificial neural networks a case study on multitemporal change analysis, *Computers, Environment and Urban Systems* 23, p19-31, 1999.