



این مقاله در اولین کنفرانس ملی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی به‌عنوان مقاله برگزیده انتخاب شده است که پس از تکمیل، داوری مجدد و اخذ پذیرش در این شماره از نشریه به چاپ می‌رسد.

## به‌کارگیری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در تولید نقشه تخریب ساختمان‌ها با استفاده از داده لیدار پس از زلزله

فائزه اسلامی‌زاده<sup>۱</sup>، حیدر راستی‌ویس<sup>۲\*</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

۲- استادیار گروه فتوگرامتری دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۱۲/۱۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۴/۲۱

### چکیده

بلایای طبیعی از قبیل سیل، زلزله، طوفان و سونامی همواره از بزرگترین مشکلات بشر بوده که در این بین زلزله به دلیل غیر قابل پیش‌بینی بودن و رخ دادن لحظه‌ای آن از اهمیت زیادی برخوردار می‌باشد. پس از وقوع زلزله، وجود اطلاعات از منطقه آسیب‌دیده نقش مهمی در هدایت گروه‌های امداد به منظور به حداقل رساندن میزان خسارات ناشی از زلزله دارد. در این بین، نقشه تخریب، که ساختمان‌های تخریب شده با درجه تخریب آن‌ها بر روی آن نشان داده شده است، به عنوان یکی از اطلاعات مهم مورد توجه مدیران بحران قرار دارد. هدف از این مقاله، ارائه یک روش برای تولید اتوماتیک نقشه تخریب ساختمان‌ها، با استفاده از داده لیدار بعد از زلزله و نقشه می‌باشد. در روش پیشنهادی، به‌منظور پیدا کردن موقعیت همه ساختمان‌ها بر روی داده لیدار، در اولین مرحله، داده لیدار و نقشه با استفاده از چند نقطه کنترل هم مختصات می‌شوند. سپس، ناحیه مربوط به لایه ساختمان‌ها از داده لیدار استخراج و در مرحله بعد، با استفاده از روش طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان به دو کلاس "آوار" و "سالم" طبقه‌بندی می‌شوند. در نهایت، بر مبنای میزان مساحت قسمت آوار در محدوده هر ساختمان میزان تخریب آن برآورد می‌گردد. به‌منظور ارزیابی روش پیشنهادی، از داده‌های لیدار شهر پرتوپرینس، پایتخت هایتی، پس از زلزله ۲۰۱۰ استفاده شده است. نقشه تخریب بدست آمده از این مقاله با درجه تخریبی که با استفاده از دید بصری تصاویر ماهواره‌ای بعد از زلزله به دست آمده مقایسه شد. نتایج بدست آمده، توانایی روش پیشنهادی در تولید نقشه تخریب با استفاده از داده لیدار پس از زلزله را نشان می‌دهد.

**کلیدواژه‌ها:** زلزله، ساختمان، داده لیدار، طبقه‌بندی، ماشین بردار پشتیبان، نقشه تخریب.

\*نویسنده مکاتبه کننده: حیدر راستی‌ویس، تهران، خیابان کارگر شمالی، بالاتر از جلال آل احمد، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و

اطلاعات مکانی

تلفن: ۰۲۱-۸۸۰۰۸۸۴۱ - فکس: ۰۲۱-۸۸۰۰۸۸۳۷

## ۱- مقدمه

در سال‌های اخیر بلایای طبیعی مانند سیل، زلزله، طوفان و سونامی جان بسیاری از افراد را به خطر انداخته و تعداد بسیاری از افراد را بی‌خانمان کرده است. متأسفانه، در دو دهه اخیر زلزله‌های مرگبار زیادی در کشورهای مختلف اتفاق افتاده است. یکی از بزرگترین زلزله‌های قرن ۲۱ زلزله هایتی بود که در ۱۲ ژانویه ۲۰۱۰ با بزرگی ۷ ریشتر در هایتی اتفاق افتاد. گزارشات نشان می‌دهد که ۲۲۲,۵۷۰ نفر کشته، ۳۰۰,۰۰۰ نفر زخمی و ۱/۳ میلیون نفر بر اثر این زلزله بی‌خانمان شدند [۱]. در ایران نیز، متأسفانه، شاهد زلزله‌های مرگبار زیادی مانند زلزله سال ۱۳۸۲ بم، زلزله سال ۱۳۹۲ آذربایجان شرقی بوده‌ایم که باعث کشته‌شدن تعداد زیادی از هموطنان شده‌اند. بر خلاف پیشرفت‌های بسیار، بشر هنوز نتوانسته است روشی صحیح و کارآمد به منظور پیش‌بینی به هنگام زلزله ارائه دهد. بنابراین، پاسخ اضطراری سریع و دقیق پس از وقوع زلزله نقش مهمی در کاهش تعداد مرگ و میر می‌باشد. در این راستا، وجود اطلاعات در لحظات اول پس از زلزله مانند نقشه تخریب در هدایت تیم‌های امداد و نجات پس از بحران تا حد زیادی می‌تواند در کاهش تعداد مرگ و میر مفید باشد.

داده‌های سنجش از دوری مانند تصاویر سنجنده‌های فعال، تصاویر سنجنده‌های راداری و داده لیدار از منابع دقیق و موثر برای تهیه نقشه تخریب می‌باشند که می‌توانند در ساعات اولیه پس از وقوع زلزله اطلاعاتی از منطقه آسیب‌دیده ارائه دهند. در این بین، سیستم لیدار یکی از بهترین و قویترین تکنیک‌های سنجش از دور در جمع‌آوری سریع اطلاعات از سطح زمین می‌باشد. لیدار قادر است با کمک سه تکنولوژی فاصله‌یاب لیزری (برای اندازه‌گیری دقیق فاصله)، سیستم تعیین

موقعیت جهانی<sup>۱</sup> (GPS) و واحد اندازه‌گیری اینرسی<sup>۲</sup> (IMU) ابر نقاط سه‌بعدی از سطح زمین تولید کند. پیشرفت‌های اخیر تکنولوژی لیدار باعث ارتقا در قدرت تفکیک مکانی و در نتیجه افزایش توجه محققان در استفاده از این تکنیک برای جمع‌آوری اطلاعات از سطح زمین در کاربردهای مختلف مانند تهیه نقشه تخریب شده است [۲].

اگرچه تعیین ساختمان‌های تخریب‌شده به صورت تفسیر بصری با استفاده از داده‌های لیدار تقریباً امکان‌پذیر نیست، اما، با در نظر گرفتن اطلاعات بافتی داده لیدار مانند هموژنیتی در ناحیه ساختمانی تشخیص قسمت آوار ساختمان از قسمت سالم آن به صورت اتوماتیک امکان‌پذیر می‌باشد. در این مقاله، یک الگوریتم به منظور تولید اتوماتیک نقشه تخریب ساختمان‌ها با استفاده از اطلاعات بافتی داده لیدار بعد از زلزله و نقشه قبل از زلزله ارائه شده است. از آنجاکه، در روش پیشنهادی، طبقه‌بندی ناحیه ساختمان‌ها از روش ماشین بردار پشتیبان<sup>۳</sup> (SVM) انجام شده است، در ادامه این مقاله، پس از مروری بر تحقیقات انجام شده در زمینه تهیه نقشه تخریب ساختمان‌ها، جزئیات الگوریتم طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان از نظر خواهد گذشت. سپس، مراحل روش پیشنهادی توضیح و نتایج به دست آمده ارائه خواهد شد.

## ۲- تهیه نقشه تخریب با استفاده از داده‌های سنجش از دوری

بطور کلی، روش‌های موجود تولید نقشه تخریب با استفاده از داده‌های سنجش از دوری به دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند: (۱) تفسیر بصری

<sup>1</sup> Global Positioning System

<sup>2</sup> Inertial Measurement Unit

<sup>3</sup> Support Vector Machine

زاویه تابش خورشید در لحظه اخذ تصویر تعیین می‌شود. این روش، روش مناسب و سریعی است اما زمانیکه ساختمان‌ها شکل پیچیده‌ای دارند تشخیص سایه دشوار می‌شود

در تحقیق دیگری، [۵] استفاده از نقشه قبل از زلزله و استخراج عوارض طیفی و بافتی از تصاویر ماهواره‌ای بعد به تعیین ساختمان‌های تخریب شده در بم پرداخته است. [۶] با تولید مدل رقومی سطح<sup>۴</sup> (DSM) قبل و بعد از زلزله با استفاده از عکس‌های هوایی رقومی قبل و بعد از زلزله و محاسبه اختلاف آنها نسبت به تشخیص ساختمان‌های تخریب شده ناشی از زلزله سال ۲۰۰۷ شهر نیگاتا-چیوتسو<sup>۵</sup>، ژاپن اقدام کرده است. [۱] با به کار بردن تصاویر ماهواره‌ای کوچک برد<sup>۶</sup> قبل و بعد از زلزله در بم نقشه تخریب ساختمان‌ها پس از زلزله را بدست آورده است. در این روش، برای برآورد میزان تخریب ساختمان‌ها از سیستم استنتاج فازی و بر مبنای اطلاعات ساختاری و آنالیز شکل ساختمان‌ها ساختمان‌های تخریب شده تشخیص داده شدند.

### ۳- روش ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده خطی می‌باشد که در سال‌های اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته است. به طور کلی، طبقه‌بندی کننده‌های خطی بر این مبنای استوار هستند که در آن‌ها هر نمونه ورودی به یکی از دو کلاس ۰+ و ۱- طبقه‌بندی می‌شود. مرز بین دو کلاس توسط صفحه جداگانه به دو قسمت تقسیم می‌شود. این صفحه جداکننده، در حالت دو بعدی یک خط، در حالت سه بعدی یک صفحه و در حالت کلی یک ابرصفحه را ایجاد می‌کنند [۷]. در مسائلی که

تشخیص اتوماتیک. اگرچه تفسیر بصری روش صحیح و دقیقی می‌باشد، اما به دلیل زمان‌بر بودن و نیاز به متخصص کمتر مورد توجه قرار می‌گیرد. بنابراین، محققان بر روی تکنیک‌های پردازشی اتوماتیک مانند تکنیک‌های آشکارسازی تغییرات برای تولید نقشه تخریب متمرکز شده‌اند.

مطالعات و تحقیقات زیادی به منظور استفاده از داده‌های سنجنش از دوری به منظور شناسایی اتوماتیک ساختمان‌های تخریب شده ارائه شده است. به عنوان مثال، [۲] با استفاده از نقشه قبل از زلزله و داده لیدار بعد از زلزله به تعیین ساختمان‌های تخریب شده پس از زلزله سال ۲۰۱۰ هایتی پرداخت. در این روش از طبقه‌بندی داده لیدار بروش ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی ساختمان‌های تخریب شده استفاده شد که صحت کلی ۹۱/۵۹ درصد و ضریب کاپا برابر با ۷۱/۶۱٪ گزارش شده است. به [۳] با استفاده از جفت تصاویر استریو با قدرت تفکیک بالا سنجنده آیکونوس<sup>۱</sup> قبل و بعد از وقوع زلزله سال ۲۰۰۸ شهر ونشوان<sup>۲</sup>، چین، به دو روش جهت تهیه نقشه تخریب اقدام کرده است. در روش اول، ساختمان‌های تخریب شده از اختلاف ارتفاع گوشه‌های ساختمان در جفت تصویر استریو قبل و بعد شناسایی می‌شوند. در روش دوم، محدوده تخریب ساختمان‌ها از تفاوت مدل‌های رقومی ارتفاعی بدست آمده از زوج تصاویر قبل و بعد از زلزله به دست می‌آید. [۴] از آنالیز سایه تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله برای تعیین ساختمان‌های تخریب شده ناشی از زلزله سال ۲۰۰۸ دوژیانگیان<sup>۳</sup>، کشور چین، استفاده کرده است. برای این منظور، ناحیه سایه ساختمان‌ها با استفاده از مدل سه بعدی ساختمان و

<sup>4</sup> Digital Surface Model

<sup>5</sup> Niigata-Chuetsu oki

<sup>6</sup> QuickBird

<sup>1</sup> IKONOS

<sup>2</sup> Wenchuan

<sup>3</sup> Dujiangyan

برای اینکه حاشیه معنادار باشد  $a=1$  می‌باشد و از جمع دو معادله ارائه شده در رابطه (۲) رابطه (۳) به دست می‌آید:

$$m_D(f) = \frac{1}{2} \hat{w}^T (X_+ - X_-) = \frac{1}{\|w\|} \quad \text{رابطه (۳)}$$

نقاطی از داده که در نزدیکترین فاصله به مرز تصمیم‌گیری قرار دارند را بردارهای پشتیبان می‌گویند. خط با ماکزیمم حاشیه جدا کننده بهترین طبقه‌بندی کننده خطی خواهد بود. در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان مرز تصمیم‌گیری باید توانایی طبقه‌بندی درست همه نمونه‌ها را دارا باشد و رابطه (۴) برای همه نمونه‌ها برقرار باشد.

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 \quad \text{رابطه (۴)}$$

پس مرز تصمیم‌گیری که توانایی طبقه‌بندی درست همه نمونه‌ها را دارد با حل مسئله بهینه‌سازی محدود شده است.

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$\text{subject to } y_i (w^T x_i + b) \geq 1$$

حل این دسته مسائل بهینه‌سازی با استفاده از ضرایب لاگرانژ به دست می‌آید. برای این منظور ابتدا باید تابع لاگرانژ به صورت رابطه (۶) تشکیل شود.

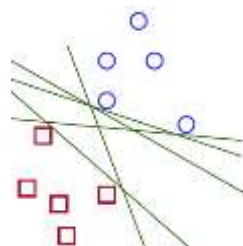
رابطه (۶)

$$L(w, b, h) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N h_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1]$$

در این رابطه  $h_i$  بردار ضرایب لاگرانژ است. با مشتق‌گیری از رابطه بالا نسبت به مجهولات این رابطه و برابر صفر قرار دادن آن‌ها جواب نهایی این مسئله بهینه‌سازی به صورت رابطه (۷) محاسبه می‌شود [۸].

داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند، داده‌ها به فضای با ابعاد بیشتر نگاشت پیدا می‌کنند تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید به صورت خطی جدا نمود. در یک فرایند یادگیری که شامل دو کلاس می‌باشد، هدف ماشین بردار پشتیبان پیدا کردن بهترین تابع برای طبقه‌بندی می‌باشد به نحوی که بتوان اعضای دو کلاس را در مجموعه داده‌ها از هم تشخیص داد [۸].

همانطور که در شکل (۱) نشان داده شده است، بی‌شمار صفحه جدا کننده بین دو کلاس تفکیک پذیر وجود دارد که انتخاب بهترین صفحه جدا کننده به گونه‌ای که مرز دو کلاس به بهترین نحو در نظر گرفته شده باشد مسئله مهمی است. در این حالت، به منظور انتخاب بهترین صفحه جداگانه در طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان از مفهوم حاشیه طبقه‌بندی کننده استفاده می‌شود (رابطه (۱)).



شکل ۱: صفحات جداکننده متعدد برای دو کلاس نمونه.

$$m_D(f) = \frac{1}{2} \hat{w}^T (X_+ - X_-) \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در این رابطه  $m_D$  حاشیه طبقه‌بندی و  $X_+$  نزدیکترین نقطه به صفحه چندگانه کلاس + و  $X_-$  نزدیکترین نقطه به صفحه چندگانه کلاس - می‌باشد. در این رابطه  $X_+$  و  $X_-$  دارای فواصل مساوی  $a$  از مرز تصمیم‌گیری می‌باشند. این فاصله‌ها در رابطه (۲) نشان داده شده است.

$$f(X_+) = w^T X_+ + b = a \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$f(X_-) = w^T X_- + b = -a$$

رابطه (۷)

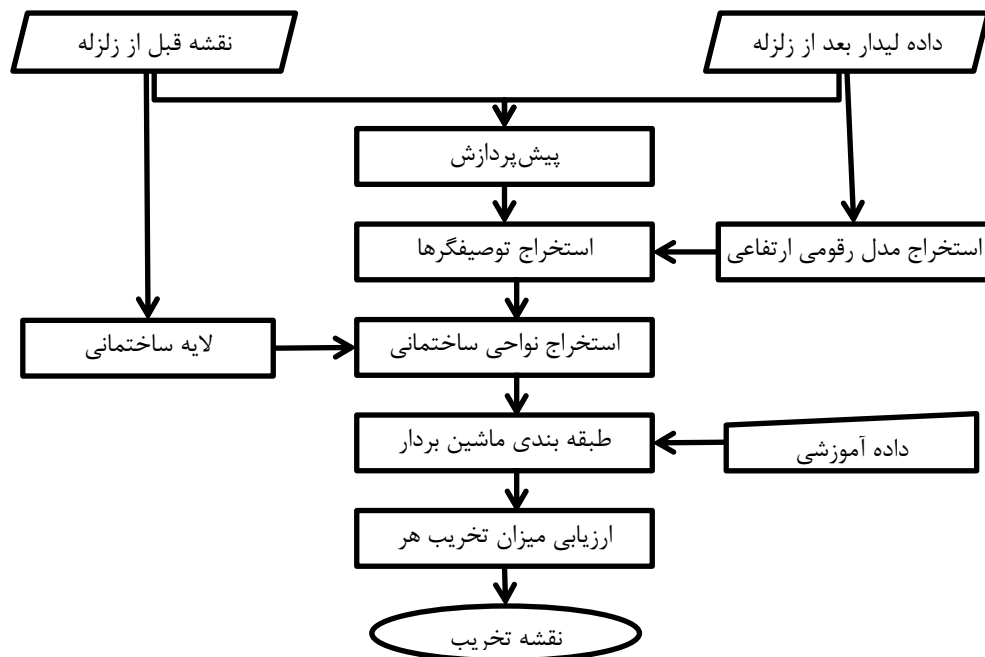
$$\begin{cases} w^* = \sum_{i=1}^N h_i y_i x_i \\ f(x) = w^* \cdot x + b^* = \sum_{i=1}^N h_i y_i x_i + b^* \end{cases}$$

که در این رابطه  $w^*$  پارامترهای صفحه جداکننده دو کلاس می‌باشد.

#### ۴- روش پیشنهادی

در این تحقیق، با به‌کارگیری الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان نواحی آوار ساختمان‌ها تشخیص داده شده و بر اساس میزان آوار هر ساختمان در مورد سالم یا تخریب بودن آن تصمیم‌گیری می‌شود.

در روش پیشنهادی، که فلوجارت آن در شکل (۲) نشان داده شده است، از نقشه قبل از زلزله و داده لیدار بعد از زلزله استفاده می‌شود. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، پس از پیش پردازش داده‌های ورودی توصیف‌گرهای مختلف داده لیدار استخراج می‌شوند. در مرحله بعد، با استفاده از لایه ساختمان‌ها که از نقشه بدست می‌آید نواحی مربوط به ساختمان‌ها از داده لیدار و توصیف‌گرها استخراج می‌شود. در ادامه، نقاط داخل این ناحیه، با روش طبقه‌بندی SVM به دو کلاس آوار و سالم طبقه‌بندی می‌شوند. در نهایت بر اساس مساحت کلاس آوار هر ساختمان، تخریب و یا سالم بودن آن ساختمان مشخص می‌گردد.



شکل ۲: فلوجارت روش پیشنهادی به منظور تهیه نقشه تخریب ساختمان‌ها با استفاده از داده لیدار و نقشه

#### ۴-۱- پیش‌پردازش

مجموعه الگوریتم‌های پیش‌پردازش به منظور ارتقای داده ورودی و بهبود نتایج صورت می‌گیرد. در این مرحله، ابتدا به منظور افزایش کیفیت لیدار تعادل‌سازی هیستوگرام صورت می‌گیرد. سپس، داده

لیدار و نقشه هم مختصات می‌شوند. به منظور هم‌مختصات کردن به تعدادی نقاط کنترل با پراکندگی مناسب نیاز داریم. به طور کلی هم‌مختصات کردن خطاهای شیفت و دریافت داده لیدار نسبت به نقشه را حذف می‌کند.

#### ۲-۴- استخراج توصیف‌گر

با استفاده تنها از ارتفاع نقاط در داده لیدار جداسازی بخش آوار و سالم ساختمان‌ها تقریباً امکانپذیر نمی‌باشد. اما، با استخراج توصیفگرهای مناسب مانند توصیفگرهای بافتی از داده لیدار می‌توان این کلاس‌ها را از یکدیگر تفکیک کرد. نوع توصیفگر استخراج شده تاثیر مستقیم بر روی نتیجه طبقه‌بندی دارد. در اینجا، توصیف‌گر مناسب، توصیف‌گری است که بین قسمت آوار و سالم ساختمان تمایز ایجاد کند. در این مقاله، از اطلاعات بافتی و مدل رقومی نرمال شده سطح از داده لیدار استخراج شده و به عنوان توصیفگر در طبقه‌بندی به کار برده شده‌اند.

#### ۱-۲-۴ - اطلاعات بافتی

بافت از جمله توصیفگرهایی است که در طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دوری بسیار مورد استفاده قرار گرفته است [۵]. روش‌های بسیاری مثل روش آماری برای استخراج توصیفگرهای بافتی موجود است. در این بین، ماتریس هم‌اتفاق<sup>۱</sup> توانایی زیادی در نشان دادن وابستگی‌های مکانی درجات خاکستری پیکسل‌ها در بین تصویر را دارد. این ماتریس که به طور وسیع در آنالیز بافت استفاده می‌شود. یک ماتریس با ابعاد  $n \times n$  می‌باشد که  $n$  تعداد درجات خاکستری در تصویر می‌باشد. هر درایه از ماتریس هم‌اتفاق  $(\eta(i,j))$  تعداد جفت پیکسل‌های با درجات خاکستری  $i, j$  را نشان می‌دهد. جفت پیکسل‌ها، با یک فاصله و یک جهت  $\theta$  که به صورت یک بردار جابجایی  $d$  نشان داده می‌شود، تعریف می‌گردند. پس از محاسبه ماتریس هم‌اتفاق (رابطه ۸)، می‌توان توصیفگرهای بافتی هارالیک<sup>۲</sup> محاسبه کرد [۵].

رابطه (۸)

$$GLCM_{d_i, d_j} = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} \eta(0,0) & \eta(0,1) & \dots & \eta(0, N_{g-1}) \\ \eta(1,0) & \eta(1,1) & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \eta(N_{g-1}, 0) & \dots & \dots & \eta(N_{g-1}, N_{g-1}) \end{bmatrix}$$

که در آن  $\eta(i,j)$ ، جفت پیکسل‌ها در طول  $(d_i, d_j)$  و  $N_g$  و  $R$  ترتیب شمار سطح خاکستری و شمار کلی جفت پیکسل‌ها می‌باشد. در جدول (۱) برخی از توصیفگرهای به‌دست آمده از ماتریس هم‌اتفاق نشان داده شده است.

#### ۲-۲-۴ - مدل رقومی نرمال شده سطح<sup>۳</sup>

یکی دیگر از توصیفگرهای که می‌تواند در فرآیند طبقه‌بندی استفاده شود  $nDSM$  می‌باشد که از داده لیدار و  $DTM$ <sup>۴</sup> ایجاد می‌شود. به منظور تولید  $nDSM$  ابتدا،  $DTM$  با حذف عوارض سطح زمین از داده لیدار تولید می‌شود و با اختلاف داده لیدار و  $DTM$ ، توصیفگر  $nDSM$  تولید می‌شود. روش‌های مختلفی برای حذف عوارض سطح زمین از داده لیدار وجود دارد. در اینجا از اپراتورهای مورفولوژیک استفاده شده است.

#### ۳-۴ - استخراج ناحیه ساختمانی

پس از هم‌مختصات شدن داده لیدار و نقشه در مرحله پیش‌پردازش، موقعیت هر نقطه از نقشه به آسانی بر روی داده لیدار قابل تشخیص می‌باشد. به همین اعتبار، در این مرحله به منظور استخراج ناحیه ساختمان از داده لیدار، ابتدا با کمک اطلاعات هم‌مختصات شدن لیدار و نقشه تمامی نقاط ساختمان‌ها از نقشه بر روی داده لیدار نگاشت می‌شود. سپس، تمامی پیکسل‌های مربوط به داده لیدار که داخل محدوده ساختمانی قرار دارند استخراج می‌شوند. با انجام این مرحله، تمامی نقاط خارج از محدوده ساختمان‌ها از داده لیدار حذف می‌شوند و در مرحله

<sup>3</sup> Normalized DSM

<sup>4</sup> Digital Terrain Model

<sup>1</sup> Co-occurrence

<sup>2</sup> Haralick

طبقه‌بندی فقط نقاط استخراج شده داخل محدوده ساختمان‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. بنابراین، در مرحله بعد طبقه‌بندی می‌تواند در دو کلاس آوار و سالم صورت پذیرد.

جدول ۱: برخی از توصیف‌گرهای استخراج شده از ماتریس هم‌اتفاق

$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (GLCM(i, j))^2$	انرژی	$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (i-j)^2 GLCM(i, j)$	کنتراست
$\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \{i \times j\} GLCM(i, j) - \{\mu_x \times \mu_y\}}{\sigma_x \times \sigma_y}$	وابستگی	$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{GLCM(i, j)}{1+ i-j }$	هموژنتی
$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (j - \mu_j)^2 \times GLCM(i, j)$	واریانس	$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n j \times GLCM(i, j)$	میانگین
$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n  i-j  GLCM(i, j)$	عدم تشابه	$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n GLCM(i, j) \times \ln(GLCM(i, j))$	آنتروپی

بیش از ۳۰٪ آوار به عنوان ساختمان تخریب شده معرفی می‌شوند.

#### ۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

الگوریتم پیشنهادی، در این تحقیق، با استفاده از داده‌های زلزله سال ۲۰۱۰ هایتی مورد ارزیابی قرار گرفت. در این قسمت ابتدا، جزئیات منطقه تست مورد استفاده ارائه شده و سپس نتایج بدست آمده از پیاده‌سازی الگوریتم ارائه شده است.

#### ۵-۱- منطقه تست

روش پیشنهادی بر روی داده لیدار بعد از زلزله سال ۲۰۱۰ از شهر پرتو پرنس<sup>۱</sup>، پایتخت کشور هایتی<sup>۲</sup>، پیاده‌سازی و ارزیابی گردید. از این داده یک بلوک ساختمانی با ابعاد ۳۰۰×۳۰۰ پیکسل شامل ۴۳ ساختمان در نظر گرفته شد. همچنین، در مرحله ارزیابی صحت الگوریتم پیشنهادی تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا پس از زلزله نیز مورد استفاده قرار گرفت. در شکل (۳) داده تست مورد استفاده نشان داده شده است.

#### ۴-۴- طبقه‌بندی ناحیه ساختمانی

پس از استخراج ناحیه ساختمانی، داده‌های نمونه از هر کدام از کلاس‌های آوار و سالم به صورت دستی انتخاب می‌شوند. در اینجا، ۷۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده آموزشی جهت طراحی طبقه‌بندی کننده SVM و ۳۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده چک جهت ارزیابی صحت طبقه‌بندی کننده در نظر گرفته می‌شود. انتخاب درست داده آموزشی اهمیت زیادی در رسیدن به صحت مطلوب دارد. با استفاده از روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و توصیف‌گرهای استخراج شده برای نقاط داخل نواحی ساختمانی، این نقاط به دو کلاس آوار و سالم طبقه‌بندی می‌شوند.

#### ۴-۵- ارزیابی تخریب

بعد از طبقه‌بندی، درجه تخریب برای هر ساختمان بر اساس نسبت بین شمار پیکسل‌های تخریب به کل پیکسل‌ها در داخل محدوده آن ساختمان محاسبه گردد (رابطه (۹)).

$$\text{رابطه (۹)} \quad \text{درجه تخریب} = \frac{\text{شمار پیکسل‌های کلاس آوار}}{\text{شمار پیکسل‌های ناحیه ساختمان}}$$

با در نظر گرفتن یک حد آستانه برای درجه تخریب می‌توان ساختمان‌ها را به دو یا چند دسته تخریب مشخص نمود. در اینجا حد آستانه ۳۰ درصد مورد استفاده قرار می‌گیرد. بطوریکه، ساختمان‌های

<sup>1</sup> Port-au-Prince

<sup>2</sup> Haiti

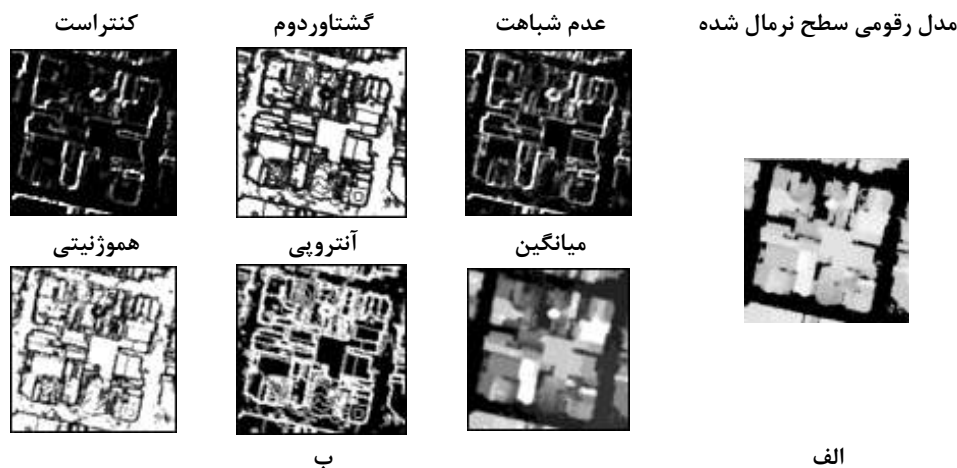


شکل ۳: منطقه مورد مطالعه جهت تست روش پیشنهادی. (الف) داده لیدار پس از زلزله، (ب) تصویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا پس از زلزله، (ج) لایه ساختمان‌ها در نقشه قبل از زلزله

### ۵-۲- نتایج به دست آمده

استخراج شده از ماتریس هم‌اتفاق فقط شش توصیف‌گر، که تفاوت بین ساختمان‌های تخریب شده و سالم در آن‌ها به خوبی نشان داده شده بود، در کنار nDSM برای طبقه‌بندی انتخاب شد. این انتخاب با مشاهده چشمی تصاویر بافتی صورت گرفت. در شکل (۴) توصیفگرهای استخراج شده نشان داده شدن است.

جهت پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی ابتدا، در مرحله پیش‌پردازش، داده لیدار و نقشه با ۴ نقطه در گوشه‌های بلوک ساختمانی هم مختصات شدند. در این تحقیق از خطای هم مختصات شدن صرفه نظر شده است. سپس، توصیفگرهای بافتی هارالیک و توصیفگر nDSM جهت استفاده در طبقه‌بندی استخراج شدند. از بین توصیفگرهای بافتی



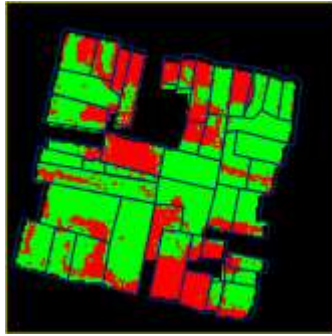
شکل ۴: توصیفگرهای استخراج شده از داده لیدار. (الف) nDSM (ب) توصیفگرهای بافتی هارالیک

از ساختمان‌های مختلف به عنوان داده نمونه به صورت چشمی جمع‌آوری شد. محدوده مشاهده شده در مجموع دو محدوده آوار و سالم شامل ۱۸۹۴ پیکسل از داده لیدار بود که به ترتیب ۷۰٪ و ۳۰٪ از این تعداد به عنوان داده آموزشی و داده چک

با استفاده از توصیفگرهای استخراج شده و طبقه‌بندی روش SVM محدوده ساختمان‌ها از داده لیدار در دو کلاس "آوار" و "سالم" طبقه‌بندی شدند. جهت مدل‌سازی و ارزیابی صحت الگوریتم SVM پیاده‌سازی شده از محدوده‌های آوار و سالم



توصیف‌گرهای مناسب، داده آموزشی درست و حذف عوارض غیر ساختمانی از داده تست را می‌توان از دلایل به دست آمدن این صحت دانست که در مقایسه با [۲] نتیجه بهتری می‌باشد.



شکل ۵: خروجی طبقه‌بندی محدوده ساختمان‌ها بروش SVM و همپوشانی نقشه بر روی آن. قرمز: کلاس آوار. سبز: کلاس سالم

مورد استفاده قرار گرفت. نتیجه طبقه‌بندی محدوده ساختمانی از داده تست در شکل (۵) نمایش داده شده است. در این شکل، پیکسل‌های کلاس "آوار" با رنگ قرمز و کلاس "سالم" با رنگ سبز نشان داده شده است. جهت مشاهده بصری بهتر نقشه دوبعدی ساختمان‌ها بر روی این نتیجه قرار داده شده است.

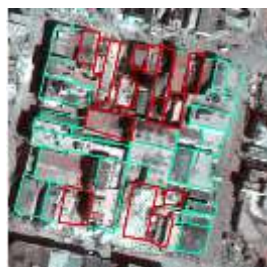
به منظور ارزیابی صحت خروجی طبقه‌بندی، با استفاده از داده چک ماتریس خطا محاسبه شده و در جدول (۲) ارائه شده است. بر اساس ارزیابی انجام شده، صحت کلی ۹۴٪ و ضریب کاپا ۸۵٪ و ناسازگاری کمی ۴/۹٪ و ناسازگاری تخصیص ۱٪ گزارش شد. ناسازگاری کمی و ناسازگاری تخصیص طبق روابط مقاله [۹] محاسبه شده‌اند. انتخاب

جدول ۲: ماتریس خطاها مربوط به طبقه‌بندی داده تست

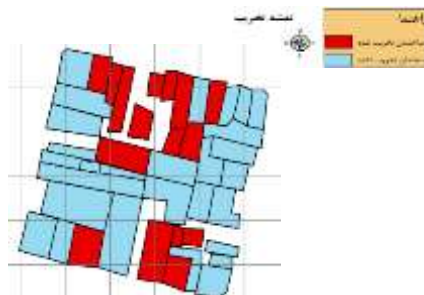
ماتریس خطا	الگوریتم	
	آوار	سالم
آوار	۳۷۸	۳
سالم	۳۳	۱۵۴
ناسازگاری تخصیص=۱٪، ناسازگاری کمی=۴/۹٪، صحت کلی=۹۴٪، ضریب کاپا=۸۵٪		

در این نقشه، ساختمان تخریب شده با رنگ قرمز و ساختمان تخریب نشده یا سالم با رنگ آبی نمایش داده شده است. جهت ارزیابی بهتر نتایج نقشه تخریب بر روی تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله قرار داده شده است. با توجه به این تصویر نشان می‌دهد که روش به کار برده شده تا حد زیادی ساختمان‌های تخریب شده و تخریب نشده را به درستی تشخیص داده است.

پس از طبقه‌بندی محدوده ساختمان به دو کلاس آوار و سالم، حجم آوار موجود در محدوده هر ساختمان به عنوان یک معیار برای میزان تخریب در نظر گرفته شده است (رابطه (۹)). بنابراین، در روش پیشنهادی، میزان تخریب ساختمان برای تمامی ساختمان‌ها از محدوده تست به صورت مستقل ارزیابی شد. در شکل (۶) نقشه تخریب بدست آمده بر مبنای حد آستانه ۳۰٪ نشان داده شده است.



ب



الف

شکل ۶: نقشه تخریب بدست آمده از روش پیشنهادی (الف) نقشه تخریب (ب) همپوشانی نقشه تخریب با تصویر ماهواره‌ای

تشخیص داد. البته سه عدد از ساختمان‌های سالم به اشتباه به عنوان تخریب تشخیص داده شدند. در این مقاله، از روش طبقه‌بندی SVM به منظور طبقه‌بندی محدوده ساختمان‌ها استفاده شد که صحت کلی ۹۴٪ و ضریب کاپا ۸۵٪ گزارش شد. انتخاب توصیف‌گرهای مناسب، داده آموزشی درست و حذف عوارض غیر ساختمانی از داده تست را می‌توان از دلایل به دست آمدن این صحت دانست.

اگرچه روش پیشنهاد شده روشی مناسب برای تهیه نقشه تخریب با استفاده از داده لیدار بعد از زلزله می‌باشد، اما نیاز به مطالعات بیشتری برای بهبود نتایج به دست آمده دارد. همچنین به روز نبودن نقشه تا حد زیادی می‌تواند بر روی نتایج تاثیرگذار باشد. بنابراین، بهبود روش در مطالعات آتی می‌تواند در راستای حذف نقشه از داده‌های ورودی صورت گیرد. بعلاوه، عملکرد این روش در مورد سایر داده‌های سنجش از دوری مانند تصاویر ماهواره‌ای پیشنهاد می‌گردد.

### ۵-۳- ارزیابی نتایج

همان طور که در شکل (۶-ب) مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی از ۴۳ ساختمان موجود در منطقه تست، ۲۷ ساختمان را به عنوان ساختمان تخریب نشده و ۱۶ ساختمان دیگر را به عنوان ساختمان تخریب شده تشخیص داده است. با مقایسه نتایج بدست آمده با تفسیر بصری تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله از بین ۲۷ ساختمان سالم تمامی آنها به سالم دنددرستی تشخیص داده شده اند. اما ۳ عدد از ساختمان‌هایی که الگوریتم به عنوان تخریب شده تشخیص داده است در مشاهده چشمی تصویر ماهواره‌ای سالم ارزیابی شده است. این امر می‌تواند بدلیل نادیده گرفته شدن خطای هم‌مختصات شدن به نسبت مساحت کوچک آن ساختمان‌ها باشد.

### ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، با بکارگیری روش طبقه‌بندی SVM نسبت به تشخیص محدوده‌های آوار هر ساختمان با استفاده از نقشه قبل و داده لیدار روشی به منظور تهیه نقشه تخریب پیشنهاد شد. روش پیشنهادی بر روی داده لیدار پس از زلزله سال ۲۰۱۰ هایتی مورد ارزیابی قرار گرفت و الگوریتم پیشنهادی تمامی ساختمان‌های تخریب شده را به درستی

## مراجع

- [1] H. Rastiveis, F. Samadzadegan, and P. Reinartz, "A fuzzy decision making system for building damage map creation using high resolution satellite imagery," *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 13, p. 455, 2013.
- [2] H. Rastiveis, F. Eslamizade, and E. Hosseini-Zirdoo, "Building Damage Assessment After Earthquake Using Post-Event Lidar Data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, vol. XL-1-W5, pp. 595-600, 2015.
- [3] X. Tong, Z. Hong, S. Liu, X. Zhang, H. Xie, Z. Li, S. Yang, W. Wang, and F. Bao, "Building-damage detection using pre-and post-seismic high-resolution satellite stereo imagery: a case study of the May 2008 Wenchuan earthquake," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 68, pp. 13-27, 2012.
- [4] X. Tong, X. Lin, T. Feng, H. Xie, S. Liu, Z. Hong, and P. Chen, "Use of shadows for detection of earthquake-induced collapsed buildings in high-resolution satellite imagery," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 79, pp. 53-67, 2013.
- [5] F. Samadzadegan, M. J. V. Zoj, and M. K. Moghaddam, "Fusion Of Gis Data And High-Resolution Satellite Imagery For Post-Earthquake Building Damage Assessment," 2007.
- [6] Y. Maruyama, A. Tashiro, and F. Yamazaki, "Use of digital surface model constructed from digital aerial images to detect collapsed buildings during earthquake," *Procedia Engineering*, vol. 14, pp. 552-558, 2011.
- [7] A. Ben-Hur and J. Weston, "A user's guide to support vector machines," in *Data mining techniques for the life sciences*: Springer, pp. 223-239.
- [8] T. Joachims, "Introduction to support vector machines," Cambridge University Press, Cambridge, 2002.
- [9] R. G. Pontius Jr and M. Millones, "Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 32, pp. 4407-4429. A. P. M. Henriques, A. D. Dória Neto, and R. F. Amaral, "Classification of multispectral images in coral environments using a hybrid of classifier ensembles", *Neurocomputing*, vol. 73, pp. 1256-1264, 2010.





## Using Support Vector Machine to Generate Building Damage Map from Post-Event LiDAR Data

Faeze Eslamizadeh<sup>1</sup>, Heidar Rastiveis<sup>\*2</sup>

1. MSc student of Photogrammetry, School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran.
2. Assistant Professor, School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran

### Abstract

Natural disasters such as floods, earthquakes, hurricanes and tsunamis have always been the greatest human problems. Among them, the earthquakes, because of its unpredictability, are more important than the others. After an earthquake, damage assessment plays an important role in leading rescue teams in order to minimize the damages. Meanwhile, damage map, a map that demonstrates collapsed buildings with their degree of damage count as one of the most important information sources for crisis management. In this paper, we propose an algorithm for automatic generation of damage map after an earthquake using post-event LiDAR data and pre-event vector map. In the proposed method, in order to find the location of all buildings on LiDAR data, in the first step, LiDAR data and vector map are registered by using a few numbers of ground control points. Then, the buildings, in vector map, are overlaid on the LiDAR data to extract all the pixels inside buildings area. After that, Using SVM classification algorithm all the extracted pixels are classified into two classes of “debris”, “intact”. Next, damage degree for every building is estimated based on the relation between the numbers of pixels labeled as “debris” class to the whole building area. To evaluate the ability of the proposed method in generating damage map, a dataset from Port-au-Prince, Haiti’s capital after the 2010 Haiti earthquake was used. In this case, after calculating all buildings in the tested area using the proposed method, the results were compared to the damage degree which estimated through visual interpretation of post-event satellite image. Obtained results proved the reliability of the proposed method in damage map generation using LiDAR data.

**Key words:** Earthquake, Buildings, LiDAR data, Classification, Support vector machine, Damage map.