জাহাঙ্গীরনগর বিশ্ববিদ্যালয় ভূগোল ও পরিবেশ সমীক্ষণ ৪৪:২০২৪ (পৃ. ৭৩-৮৬)
Jahangirnagar Bishwavidyalay Bhugol O Poribesh Samikkhan 43 :2024 (pp 73-86) *ISSN 1027-8567*

ইউ. এ. ভি. (UAV) প্রযুক্তির মাধ্যমে গাছের সংখ্যা এবং ক্যানোপি নির্ধারণ: প্রবন্ধ পর্যালোচনা

বিবি হাফছা[১], মোঃ সাজ্জাদউল ইসলাম[২], এস. এম আরিফুল হোসেন[৩], মোঃ রাফসানুর রাফি[৪]

[১]সহযোগী অধ্যাপক, ভূগোল ও পরিবেশ বিভাগ, জাহাঙ্গীরনগর বিশ্ববিদ্যালয়, সাভার, ঢাকা-১৩৪২
[২-৪]গবেষক, ভূগোল ও পরিবেশ বিভাগ, জাহাঙ্গীরনগর বিশ্ববিদ্যালয়, সাভার, ঢাকা-১৩৪২

সারসংক্ষেপ: শহরের গাছপালা পরিবেশে গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা পালন করে, যেমন- তাপমাত্রা নিয়ন্ত্রণ, বায়ুর মান উন্নয়ন এবং কার্বন সংরক্ষণ। তাই, বন ব্যবস্থাপনার জন্য সঠিকভাবে গাছের পরিমাণ নির্ধারণ করা অপরিহার্য। তবে প্রচলিত গাছ তালিকাভুক্তির পদ্ধতি যেমন- জরিপ সময়সাপেক্ষ ও শ্রমসাপেক্ষ এবং বিশেষ করে বৃহৎ শহর এলাকায় ত্রুটির সম্ভাবনা বেশি থাকে। এ গবেষণাটিতে UAV প্ল্যাটফর্ম, RGB সেন্সর, চিত্র বিশ্লেষণ কৌশল এবং মেশিন লার্নিং পদ্ধতি অন্তর্ভুক্ত করা হয়েছে। ফলাফল বিশ্লেষণে দেখা যায়, কনভল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (CNN) এবং মাস্ক R-CNN এর মতো ডিপ-লার্নিং পদ্ধতিগুলো গাছ শনাক্তকরণে প্রচলিত পদ্ধতির তুলনায় অধিক নির্ভুল, যেখানে নির্ভুলতার হার ৯০% এর চেয়েও বেশি। এই গবেষণার উদ্দেশ্য হলো প্রকাশিত প্রবন্ধ পর্যালোচনা থেকে UAV- ভিত্তিক শহুরে বৃক্ষ পরিমাণ নির্ধারণের আধুনিক পদ্ধতি ও প্রযুক্তিগুলোর বিশ্লেষণ। যেখানে বিশেষভাবে RGB চিত্রগ্রহণ ব্যবস্থার ভূমিকা আলোচিত হয়েছে। প্রধান লক্ষ্যগুলোর মধ্যে রয়েছে গাছ শনাক্তকরণ ও শ্রেণিবিন্যাস অ্যালগরিদমের নির্ভুলতা মূল্যায়ন, প্রযুক্তিগত ও ব্যবহারিক চ্যালেঞ্জ নির্ধারণ, এবং ভবিষ্যৎ গবেষণার সম্ভাব্য দিক চিহ্নিত করা। এই গবেষণা- ভবিষ্যৎ গবেষণায় শহুরে বন ব্যবস্থাপনায় UAV প্রযুক্তির ব্যবহারকে আরও সমৃদ্ধ করার ভিত্তি হিসেবে কাজ করবে।

মূলশব্দ: ক্যানোপি, UAV, RGB, মেশিন লার্নিং, CNN, শহুরে বৃক্ষ

ভূমিকা

শহরের গাছপালা নগর পরিবেশ উন্নয়নে গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা পালন করে। এগুলো তাপমাত্রা নিয়ন্ত্রণ, বায়ুর মান উন্নয়ন, কার্বন সংরক্ষণ এবং নান্দনিক সৌন্দর্যের মতো গুরুত্বপূর্ণ পরিবেশগত সেবা প্রদান করে। পাশাপাশি, শহরের গাছপালা মানুষের মানসিক ও শারীরিক সুস্থতায় ইতিবাচক প্রভাব ফেলে, যেমন- মানসিক চাপ কমানো, মানসিক স্বাস্থ্য উন্নয়ন এবং শারীরিক সক্রিয়তা বাড়ানো Hassaan et al., (2016); Kestur et al., (2018)। শহুরে বন ব্যবস্থাপনা, নীতিনির্ধারণ এবং পরিবেশ পরিকল্পনার জন্য শহরের গাছপালার সঠিক পরিমাণ নির্ধারণ ও পর্যবেক্ষণ অপরিহার্য। তবে প্রচলিত গাছ তালিকাভুক্তির পদ্ধতি, যেমন- মানবকি জরিপ, সময়সাপেক্ষ, শ্রমনির্ভর এবং বৃহৎ শহর এলাকায় বাস্তবায়নের ক্ষেত্রে প্রায়শই অপ্রয়োগযোগ্য। এসব পদ্ধতিতে মনুষ্য সৃষ্ট ত্রুটির সম্ভাবনা থাকে এবং প্রয়োজনীয় স্থানিক রেজল্যুশনের (resolution) অভাবের কারণে বিশদ বিশ্লেষণের জন্য পর্যাপ্ত তথ্য সরবরাহ করা সম্ভব হয় না Akca & Polat, (2022); Hassaan et al., (2016); Kestur et al., (2018)। Unmaned Aerial Vechile (UAV) প্রযুক্তির উদ্ভব এবং এতে সংযুক্ত Red, Green, Blue (RGB) ক্যামেরা দ্বারা চিত্রগ্রহণ ব্যবস্থা শহরের গাছপালা তালিকাভুক্তি ও পর্যবেক্ষণের ক্ষেত্রে বিপ্লব ঘটিয়েছে। Unmaned Aerial Vechile (UAV) তুলনামূলকভাবে কম খরচে, এবং কার্যকর উপায়ে উচ্চ-রেজল্যুশনের রিমোট সেন্সিং তথ্য সংগ্রহের সুযোগ তৈরি করেছে, যা শহুরে বন ব্যবস্থাপনার জন্য বিস্তর বিশ্লেষণের সুবিধা দেয় Hassaan et al., (2016)। UAV- প্রযুক্তি এখন বন তালিকাভুক্তির জন্য একটি ব্যবহারিক সমাধান হিসেবে গৃহীত হয়েছে, যা গাছ শনাক্তকরণ, শ্রেণিবিন্যাস এবং স্বাস্থ্য পর্যবেক্ষণের জন্য নির্ভুল ও সময়োপযোগী তথ্য প্রদান করে। ফটোগ্রামেট্রি ও মেশিন লার্নিং মতো উন্নত চিত্র বিশ্লেষণ প্রযুক্তির সংযুক্তি UAV-ভিত্তিক শহুরে গাছ পরিমাণ নির্ধারণের সক্ষমতা আরও বৃদ্ধি করেছে Akca & Polat, (2022); Haddadi et al., (2020)। UAV-ভিত্তিক RGB চিত্রায়ন ব্যবস্থা শহুরে বৃক্ষ পরিমাণ নির্ধারণে নতুন সম্ভাবনা তৈরি করলেও, বহু সেন্সর সমন্বয়, তাৎক্ষণিক তথ্য বিশ্লেষণ এবং উন্নত অ্যালগরিদম বিকাশের মাধ্যমে বিদ্যমান সীমাবদ্ধতাগুলো অতিক্রম করা প্রয়োজন।

এই গবেষণাটি মূলত প্রকাশিত প্রবন্ধ পর্যালোচনা, যেখানে UAV প্রযুক্তির মাধ্যমে RGB ক্যামেরার সাহায্য শহর এলাকায় গাছের সংখ্যা এবং ক্যানোপি নির্ধারণ কিভাবে করা হয়েছে তা বিশদভাবে আলোচনা করা হয়েছে। এই সম্পর্কিত গুগল স্কলারে (Google Scholar) ছয়টি প্রাপ্ত গবেষণা বিশ্লেষণ করা হয়েছে।

এই গবেষণা UAV- ভিত্তিক শহুরে বৃক্ষ পরিমাণ নির্ধারণে ব্যবহৃত আধুনিক পদ্ধতি ও প্রযুক্তির একটি বিস্তৃত বিশ্লেষণ প্রদান করার লক্ষ্য নিয়ে পরিচালিত হয়েছে, যেখানে বিশেষভাবে RGB চিত্রগ্রহণ ব্যবস্থার ভূমিকা আলোচিত হয়েছে। এই গবেষণার নির্দিষ্ট

উদ্দেশ্যগুলো হলো:

১. শহুরে বৃক্ষ পরিমাণ নির্ধারণে UAV- ভিত্তিক RGB চিত্রায়নের বর্তমান পদ্ধতিগত কাঠামো বিশ্লেষণ করা, যার মধ্যে তথ্য সংগ্রহ, চিত্র প্রক্রিয়াকরণ এবং গাছ শনাক্তকরণ কৌশল অন্তর্ভূক্ত;

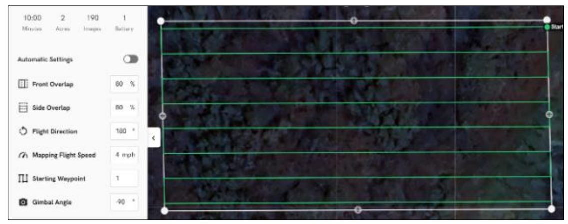
২. বিভিন্ন শনাক্তকরণ ও শ্রেণিবিন্যাস অ্যালগরিদমের নির্ভুলতা ও নির্ভরযোগ্যতা মূল্যায়ন করা, যার মধ্যে প্রচলিত চিত্র বিশ্লেষণ পদ্ধতি, মেশিন লার্নিং পদ্ধতি এবং হাইব্রিড কৌশল অন্তর্ভুক্ত;

৩. শহুরে পরিবেশে UAV ব্যবহারের ব্যবহারিক চ্যালেঞ্জ ও সীমাবদ্ধতাগুলো মূল্যায়ন করা, যেখানে প্রযুক্তিগত, কার্যকারিতা সম্পর্কিত এবং পদ্ধতিগত সীমাবদ্ধতা বিবেচনা করা;

৪. ব্যবহারিক প্রয়োগের দিক- গবেষণার শূন্যস্থান, প্রযুক্তিগত উন্নয়ন, অ্যালগরিদমিক বিকাশ এবং ভবিষ্যৎ দিক নির্ধারণ করা।

ইউ.এ.ভি. (UAV) প্ল্যাটফর্ম ও তার পদ্ধতি

আধুনিক ভূ-তথ্য সংগ্রহ ও বিশ্লেষণের ক্ষেত্রে Unmanned Aerial Vehicle (UAV) একটি কার্যকর ও উদীয়মান প্রযুক্তি হিসেবে গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা পালন করছে। UAV প্ল্যাটফর্মে সাধারণত হালকা ও নিয়ন্ত্রণযোগ্য ড্রোন ব্যবহার করা হয়, যার সঙ্গে উচ্চ রেজোলিউশনের ক্যামেরা সংযুক্ত থাকে। নির্ভুল চিত্র সংগ্রহের জন্য ড্রোন নির্দিষ্ট উড্ডয়ন উচ্চতা (সাধারণত ৫০-১২০ মিটার) বজায় রেখে মিশন পরিচালনা করে। তথ্য সংগ্রহে পর্যাপ্ত



চিত্র ১: উড্ডয়ন পথ [উৎস: গবেষক,২০২৪]

ফোরওয়ার্ড ও সাইড ওভারল্যাপ (প্রায় ৭০-৮০%) নিশ্চিত করা হয়, যাতে পরবর্তীতে ফোটোগ্রামেট্রিক বিশ্লেষণের মাধ্যমে অর্থোফটো প্রস্তুত করা সম্ভব হয়। উড্ডয়ন পথ (flight path) (চিত্র ১) পরিকল্পনায় ড্রোনের গতি, ক্যামেরা কোণ, স্ট্রিপের দিক ও দৈর্ঘ্য অত্যন্ত গুরুত্ব সহকারে নির্ধারণ করা হয়, যাতে লক্ষ্যভূমির পূর্ণাঙ্গ ও উচ্চ গুণমানের চিত্র কাভারেজ নিশ্চিত হয়। প্রাপ্ত গবেষণাসমূহের উড্ডয়ন পরিমাপক সংশ্লিষ্ট তালিকা নিচে দেয়া হলোঃ

সারণী ১: গবেষণার উড্ডয়ন পরিমাপক তালিকা

প্রবন্ধ	ইউএভি (UAV) এর ধরণ	ক্যামেরা	উড্ডয়ন উচ্চতা	ওভারল্যাপ	ব্যবহৃত ছবি সংখ্যা
Hassaan et al., (2016)	মাল্টি-রোটর	আরজিবি (RGB)	১০০ মিটার, ১৫০ মিটার	-	১৫০, ১৭০, ২২০টি ছবি (ভিন্ন স্থানে)
Ataş & Talay, (2022)	ডি.জে.আই ফ্যান্টম ৪ প্রো	আরজিবি (RGB)	৫০ মিটার	২০%	২৫০টি ছবি
Haddadi et al., (2020)	কাস্টম ইউএভি	মাইকা সেন্স (৫ ব্যান্ড)	১০০ মিটার	৭০%	৮৭০টি ছবি (১৭৪ সেট, ৫ ব্যান্ড)
Han et al., (2022)	এম্বেডেড সিস্টেমযুক্ত (UAV)	আরজিবি (RGB)	২০-৩০ মিটার	৮০%	১৯০টি ছবি
Akca & Polat, (2022)	ডি.জে.আই ম্যাভিক ২ প্রো	আরজিবি (RGB)	৬০ মিটার	৮০%	১৯০টি ছবি

(-) গবেষণা প্রবন্ধে উল্লেখ নেই

চিত্র প্রক্রিয়াকরণ (Image processing) ও বিশ্লেষণ পদ্ধতি

চিত্র প্রক্রিয়াকরণ ও বিশ্লেষণ পদ্ধতি ভূ-তথ্য বিশ্লেষণ ও পরিবেশগত গবেষণায় একটি গুরুত্বপূর্ণ উপাদান হিসেবে বিবেচিত। সংগ্রহীত চিত্র প্রক্রিয়াকরণ ও বিশ্লেষনের বিভিন্ন পদ্ধতি রয়েছে। পদ্ধতি গুলো হলো-

চিত্র সংশোধন ও উন্নয়ন

কোয়াড রোটারের ক্যামেরার দ্বারা ধারণ করা চিত্রগুলোর প্রায়শই ব্যারেল বিকৃতি (barrel distortion) ঘটে, যার ফলে সেগুলো বাঁকা দেখায়। এটি সঠিক করার জন্য, চিত্র সংশোধন (image rectification) পদ্ধতি প্রয়োগ করা হয় যা চিত্রগুলোকে সোজা করে তোলে। এই প্রক্রিয়া শুরু হয় ক্যামেরার অন্তর্নিহিত পরামিতি (intrinsic parameters) নির্ধারণের মাধ্যমে, যা MATLAB-এ চেকারবোর্ড চিত্র ব্যবহার করে করা হয়, যা বিকৃতি সংশোধনের জন্য প্রয়োজনীয় ক্যালিব্রেশন তথ্য বের করতে সাহায্য করে। তবে সংশোধন করার পরও, আলো এবং আবহাওয়ার কারণে রঙের অমিল হতে পারে। এই সমস্যাটি সমাধান করতে, রঙের সম্পৃক্তি (color saturation) সামঞ্জস্য করা হয় যাতে বিভিন্ন সবুজের শেডগুলোর পার্থক্য স্পষ্ট হয় এবং আরও ভালো ফলাফল পাওয়া যায় (চিত্র-২)। চূড়ান্ত ফলস্বরূপ, একটি সঠিক চিত্র পাওয়া যায়, যা পরবর্তী বিশ্লেষণ এবং বিভাজনের জন্য উপযুক্ত Hassaan et al., (2016)।

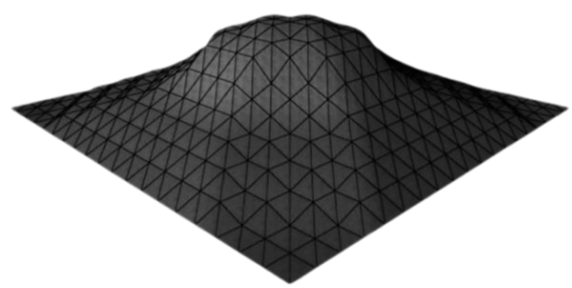
অর্থোফটো মোজাইকিং (Orthophoto Mosaicking)

অর্থোফটো মোজাইকিং হল UAV-থেকে প্রাপ্ত চিত্রগুলোকে একটি সঠিক মানচিত্রে একত্রিত করার প্রক্রিয়া, যেখানে প্রতিটি চিত্র জ্যামিতিকভাবে সংশোধিত হয়। এই গবেষণায়, Adobe Photoshop এবং Pix4D সফটওয়্যার ব্যবহার করা হয়েছে একটি সঠিক অর্থোফটো তৈরি করতে, যার মধ্যে ৩০% পরস্পর ওভারল্যাপ রয়েছে (চিত্র-৯)। Pix4D সফটওয়্যার সমতল এলাকায় উচ্চতর নির্ভুলতা নিশ্চিত করেছে এবং ১০০ মিটার ফ্লাইট উচ্চতার কারণে বিকৃতি ছিল খুবই কম। Open Cezeri Library (OCL) চিত্র প্রক্রিয়াকরণের জন্য কার্যকর প্ল্যাটফর্ম হিসেবে কাজ করেছে, এবং একটি মাল্টি-থ্রেডেড অ্যাপ্লিকেশন ব্যবহার করে উচ্চ রেজল্যুশন চিত্রগুলো বিশ্লেষণ করা হয়েছে, যা পিক্সেল ঘনত্বের ভিত্তিতে গাছের সংখ্যা নির্ধারণ করতে সহায়ক হয়েছে। এছাড়াও, উদ্ভিদ সূচক (vegetation index) এবং টেক্সচারাল চিত্র তৈরি করা হয়েছে পরবর্তী বিশ্লেষণের জন্য Ataş & Talay, (2022); Boon et al., (2016); Haddadi et al., (2020); Han et al., (2022)

চিত্র ২: সংশোধিত এবং উন্নত RGB চিত্র
[উৎস: Hassaan et al., (2016)]

মেশ প্রস্তুতকরণ (Mash Generation)

চিত্র প্রক্রিয়াকরণে মেশ জেনারেশন বলতে এমন একটি জ্যামিতিক কাঠামো তৈরি করা হয়, যেখানে বিভিন্ন পয়েন্ট (ভেরটেক্স), প্রান্ত এবং পৃষ্ঠসমূহের সংযোগ ঘটিয়ে একটি বস্তুর পৃষ্ঠতল 2D বা 3D স্থানীয় জ্যামিতি হিসেবে উপস্থাপন করা হয়। ঘন পয়েন্ট ক্লাউড থেকে Delaunay ট্রায়াঙ্গুলেশন পদ্ধতির মাধ্যমে 3D মেশ মডেল তৈরি করা হয় (চিত্র-৩)। ত্রিভুজাকার মেশটিকে পরবর্তীতে মসৃণ করা হয়, যাতে গাছের উপরের গঠন স্বাভাবিক ও চাক্ষুষভাবে দেখা যায় Kestur et al., (2018)।



চিত্র ৩: 3D Mesh. [উৎস: গবেষক, ২০২৪]

ডিজিটাল সারফেস মডেলিং (DSM)

ডিজিটাল সারফেস মডেল (DSM) পৃথিবীর পৃষ্ঠের উচ্চতা উপস্থাপন করে, যেখানে গাছ, ভবন এবং অন্যান্য অবকাঠামোসহ সমস্ত প্রাকৃতিক এবং মানবসৃষ্ট বস্তুর অন্তর্ভুক্ত থাকে। এই ডিজিটাল

চিত্র ৪: ছবিতে K-means ক্লাস্টারিং প্রয়োগ করার পর
[উৎস: Hassaan et al., (2016)]

সারফেস মডেল (DSM) ঘন পয়েন্ট ক্লাউড থেকে উচ্চতা মানের ইন্টারপোলেশন (interpolation) করে গবেষণা এলাকার উপর ভিত্তি করে তৈরি করা হয়েছে। সঠিকতা বাড়ানোর জন্য, UAV-এর গতির কারণে সৃষ্ট উচ্চতা সম্পর্কিত অস্বাভাবিক মান (outlier values) দূর করার জন্য একটি মেডিয়ান ফিল্টার (median filter) প্রয়োগ করা হয়েছে Ataş & Talay, (2022)।

বৃক্ষ সনাক্তকরণ পদ্ধতি

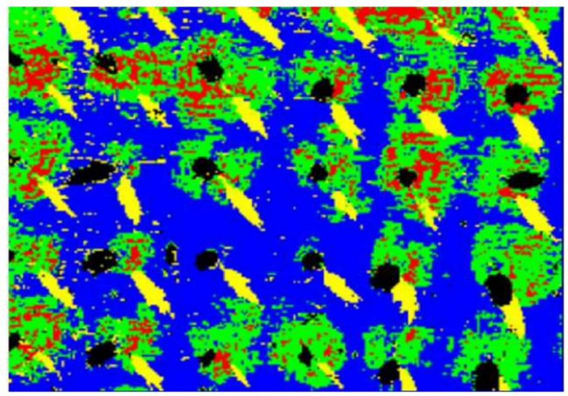
বৃক্ষ শনাক্তকরণ পদ্ধতি একটি গুরুত্বপূর্ণ প্রযুক্তিগত প্রক্রিয়া, যার মাধ্যমে নির্দিষ্ট এলাকার বৃক্ষ প্রজাতি ও তাদের বৈশিষ্ট্য নির্ধারণ করা সম্ভব। এ পদ্ধতিতে সাধারণত রিমোট সেন্সিং, চিত্র প্রক্রিয়াকরণ ও মেশিন লার্নিং প্রযুক্তি ব্যবহার করে তথ্য সংগ্রহ ও বিশ্লেষণ করা হয়।

প্রচলিত ইমেজ প্রক্রিয়াকরণ পদ্ধতি

বৃক্ষ শনাক্তকরণে প্রচলিত ইমেজ প্রক্রিয়াকরণ পদ্ধতি একটি গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা পালন করে, বিশেষ করে চিত্রের রঙ, টেক্সচার ও আকারের ভিত্তিতে গাছ পৃথকীকরণে। এসব পদ্ধতি স্বল্প জটিলতা ও সহজ বাস্তবায়নের কারণে প্রাথমিক বিশ্লেষণে ব্যাপকভাবে ব্যবহৃত হয়। প্রচলিত ইমেজ প্রক্রিয়াকরণ পদ্ধতি গুলো হলো-

রং ভিত্তিক বিভাজন

যেসব এলাকায় গাছের সংখ্যা কম, সেখানে গাছ গণনার জন্য কালার থ্রেডশহোল্ডিং পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়, যা ছবিগুলিকে একটি বিশেষ রঙের আঁধারে পরিবর্তন করে। এটি রঙগুলিকে বিভিন্ন স্তরে বিভক্ত করতে সহায়তা করে। এই পদ্ধতি স্তরগুলিতে থাকা রঙের বিশদ তথ্য বিশ্লেষণের জন্য ব্যবহৃত হয়। এরপর, k-means ক্লাস্টারিং পদ্ধতি ব্যবহার করে ছবির সবুজ অঞ্চল খুঁজে বের করা হয় এবং পৃথক করা হয় (চিত্র ১১), যাতে অতিরিক্ত নয়েজ ছাড়াই গাছগুলো সহজে চিহ্নিত করা যায় Hassaan et al., (2016); Moranduzzo & Melgani, (2014); Wang et al., (2019)|



চিত্র ৫: পিক্সেল-ভিত্তিক খণ্ডিত চিত্র।
[উৎস: Ataş & Talay, (2022]

টেক্সচার (Texture) বিশ্লেষণ

টেক্সচার বিশ্লেষণ গাছ গণনায় সহায়তা করে। এটি পিক্সেলের সংখ্যার ঘনত্বের স্থানিক পরিবর্তনের উপর ভিত্তি করে গাছকে ঘাস, অন্যান্য উদ্ভিদ থেকে আলাদা করে। একটি গ্রে-লেভেল কো-অক্কারেন্স ম্যাট্রিক্স (GLCM) নির্দিষ্ট দূরত্বে থাকা পিক্সেলগুলোর পারস্পরিক সম্পর্ক বিশ্লেষণ করে টেক্সচার নির্ধারণ করে। এনট্রপি, হলো গ্রে-লেভেল বণ্টনের র‍্যান্ডমনেসের একটি পরিমাপ।এটি টেক্সচারের জটিলতা নির্ধারণে সহায়তা করে এবং বৃক্ষকে ইমেজের ব্যাকগ্রাউন্ডের অন্যান্য উপাদান থেকে কার্যকরভাবে পৃথক করতে সাহায্য করে Hassaan et al., (2016); Jain et al. (1995)।

$$\text{Entropy} = -\Sigma i \Sigma j P\,[I, j] \log P\,[I,j]$$

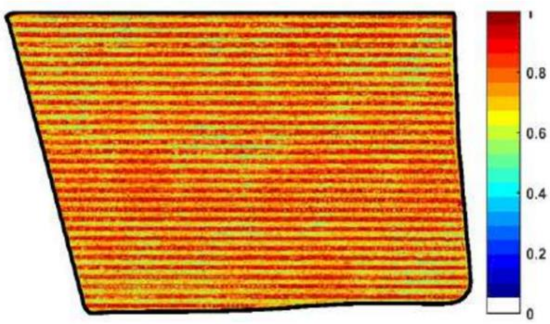
প্রান্ত সনাক্তকরণ (Edge Detection)

বৃক্ষের চূড়ার সীমানা সনাক্ত করতে প্রচলিত প্রান্ত সনাক্তকরণ (edge detection) পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়। এই পদ্ধতি পিক্সেলের সংখ্যার ঘনত্ব এর (pixel intensity) গুরুত্বপূর্ণ পরিবর্তনগুলো সনাক্ত করে চূড়াগুলোর প্রান্ত চিহ্নিত করে (চিত্র-৫)। এরপর, লোকাল নন-ম্যাক্সিমাম সাপ্রেশন (local non-maximum suppression) প্রয়োগ করে দুর্বল প্রান্তগুলো

পরিমার্জন করে এবং শুধুমাত্র গুরুত্বপূর্ণ প্রান্তগুলিকে সংরক্ষণ করে, যাতে প্রান্তগুলি আরও পরিষ্কার হয়। এরপরে, মরফোলজিক্যাল ট্রান্সফরমেশন (morphological transformations) যেমন ডাইলেশন (dilation) এবং ইরোশন (erosion) ব্যবহার করে সনাক্তকৃত সীমানাগুলোকে আরও উন্নত করা হয়। এটি গাছের চূড়াগুলোর সঠিক সীমারেখা নিশ্চিত করে এবং যেকোনো পিক্সেলের অপ্রয়োজনীয় তথ্য (noise) বা অবাঞ্ছিত গঠনগুলো কমিয়ে দেয়। এই সমন্বিত পদ্ধতি ছবিতে গাছের চূড়া শনাক্তকরণের নির্ভুলতা বৃদ্ধি করে Akca & Polat, (2022); Bearman et al., (2015)

টেমপ্লেট ম্যাচিং (Template Maching)

টেমপ্লেট ম্যাচিং একটি ইমেজ প্রসেসিং কৌশল যা নির্দিষ্ট নিদর্শন বা বস্তুকে খুঁজে বের করা এবং তুলনা করার জন্য ব্যবহৃত হয়,



চিত্র ৬: NDVI এনট্রপি ছবি
[উৎস: Haddadi et al., (2020)]

যেখানে পূর্বনির্ধারিত একটি টেমপ্লেট ইমেজের সাথে মিলিয়ে দেখা হয়। এই পদ্ধতিতে বৃক্ষ সনাক্তকরণের জন্য NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) এবং এনট্রপি-ভিত্তিক থ্রেশহোল্ড ব্যবহার করা হয় (চিত্র ৬)। গাছগুলোর জন্য শর্ত NDVI > ০.৪ এবং NDVI এনট্রপি > ০.৫। যেগুলোর NDVI মান ০.০৫ এবং ০.৪ -এর মধ্যে থাকে, সেগুলোকে NDVI ভ্যারিয়েন্স থ্রেশহোল্ড (>০.২) এর ভিত্তিতে শ্রেণিবদ্ধ করা হয়। সনাক্তকৃত গাছগুলো মাঠের তথ্যের সাথে যাচাই করা হয়, যেখানে বেশিরভাগ গাছের সারিতে ৯৩% এর বেশি সঠিক পাওয়া যায় Haddadi et al., (2020)।

ওয়াটারশেড সেগমেন্টেশন (Water Segmentation)

ওয়াটারশেড সেগমেন্টেশন একটি ইমেজ প্রসেসিং কৌশল যা ওভারল্যাপ করা বস্তুগুলোকে পৃথক করার জন্য ব্যবহৃত হয়। এই পদ্ধতিতে, ইমেজটিকে একটি টপোগ্রাফিক পৃষ্ঠ হিসেবে বিবেচনা করা হয়, যেখানে প্রতিটি পিক্সেলের ঘনত্বের উচ্চতার প্রতিনিধিত্ব করে। এখানে অ্যালগোরিদমটি স্থানীয় সর্বনিম্ন মান (local minima) থেকে পানি প্রবাহের সিমুলেটিং করে ওয়াটারশেড লাইন (সীমানা) নির্ধারণ করে, যা কার্যকরভাবে অঞ্চলগুলিকে বিভক্ত করে। যেহেতু UAV ইমেজগুলো ওভারল্যাপ করা বৃক্ষের চূড়া ধারণ করে, তাই প্রথমে অবজেক্টের কেন্দ্রকে হাইলাইট করতে ডিস্ট্যান্স ট্রান্সফর্ম প্রয়োগ করা হয়। এরপর, ওয়াটারশেড সেগমেন্টেশন ব্যবহার করে আলাদা বৃক্ষের চূড়া নির্ধারণ করা হয়, যেখানে তীব্রতার পার্থক্যের ভিত্তিতে সীমানা নির্ধারণ করা হয়। এই পদ্ধতি সফলভাবে গাছের চূড়া চিহ্নিত করে এবং সঠিকভাবে গাছ গণনা করতে সহায়তা করে Kestur et al., (2018)|(Jing et al., 2012)

মেশিন লার্নিং পদ্ধতি (Machine Larning)

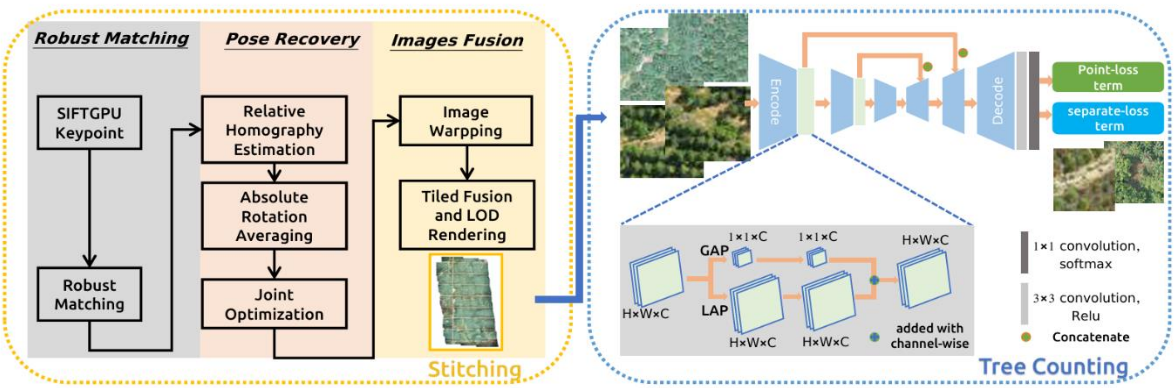
মানববিহীন উড়োজাহাজ (UAV) প্রযুক্তি বন ব্যবস্থাপনা ও পরিবেশ পর্যবেক্ষণে গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা রাখছে। UAV চিত্র থেকে বৃক্ষ মুকুট সনাক্তকরণে প্রচলিত পদ্ধতির সীমাবদ্ধতা কাটাতে ডিপ লার্নিং মডেল যেমন CNN, R-CNN ও U-Net ব্যবহৃত হচ্ছে, যা সঠিক সেগমেন্টেশন ও শ্রেণীবিন্যাসে কার্যকর সমাধান প্রদান করে।

কনভল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (CNN)

কনভল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (CNN) একটি ডিপ-লার্নিং (Deep Learning) মডেল যা চিত্র প্রক্রিয়াকরণ এবং প্যাটার্ন সনাক্তকরণের জন্য ব্যবহৃত হয়। UAV ইমেজ বিশ্লেষণের জন্য CNN-ভিত্তিক বৈশিষ্ট্য নির্ণয়ের পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়। একটি গভীর CNN মডেল তৈরী করা হয়, যাতে এটি বৃক্ষ এবং অন্য বস্তুর মধ্যে পার্থক্য করতে পারে এবং ইমেজের জটিল প্যাটার্ন খুঁজে বের করে। এই পদ্ধতিতে শ্রেণিবিন্যাসের অ্যাকুরেসি উল্লেখযোগ্যভাবে বেড়ে যায়, যা সঠিকভাবে বৃক্ষের চূড়া শনাক্ত করতে সাহায্য করে এবং অন্যান্য ল্যান্ডস্কেপ উপাদানের সাথে বিভ্রান্তি কমায় Kestur et al., (2018)।

অঞ্চল ভিত্তিক- CNN (R-CNN) ও মাস্ক R-CNN

অঞ্চল -ভিত্তিক কনভল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (R-CNN) অবজেক্ট সনাক্তকরণ এবং বিভাজনের জন্য ডিজাইন করা একটি ডিপ লার্নিং মডেল। এটি বস্তুর সম্ভাব্য অঞ্চল শনাক্ত করে এবং CNN ব্যবহার করে সেগুলি শ্রেণীবদ্ধ করে। এর উন্নত সংস্করণ যেমন Faster R-CNN ফিচার ম্যাপ থেকে সরাসরি রিজিওন প্রপোজাল আরো দক্ষভাবে তৈরী করে, অন্যদিকে Mask R-CNN বৃক্ষ সনাক্তকরণের জন্য Faster R-CNN-কে আরও বাড়িয়ে প্রতিটি সনাক্তকৃত বস্তুর জন্য পিক্সেল-ভিত্তিক বিভাজন মানচিত্র (segmentation mask) যুক্ত করে। Faster R-CNN UAV ইমেজে গাছ সনাক্তকরণের জন্য ব্যবহার করা হয়, যা প্রথমে সম্ভাব্য অবজেক্ট অঞ্চল (Region Proposal) তৈরি করে (Ancoder) কনভল্যুশনাল লেয়ার ব্যবহার করে বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন করে এবং স্থানিক মাত্রা (spatial dimensions) হ্রাস করে। ডিকোডার (Decoder) আপস্যাম্পলিং (upsampling) এবং স্কিপ সংযোগ (skip connections) ব্যবহার করে স্থানিক তথ্য পুনরুদ্ধার করে এবং বিভাজন পরিমার্জন করে।UAV-ভিত্তিক গাছ সনাক্তকরণে, U-Net উচ্চ নির্ভুলতায় এরিয়াল চিত্র থেকে বৃক্ষের চূড়া বিভাজনের জন্য ট্রেইনড করা হয়। প্রক্রিয়াটি শুরু হয় ডেটা ইনপুট করে, যেখানে NDVI বা RGB ব্যান্ড UAV ইমেজ মডেলে সরবরাহ করা হয়। এরপর ফিচার এক্সট্রাকশন পর্যায়ে, এনকোডার চিত্র বিশ্লেষণ করে, নিদর্শন চিহ্নিত করে এবং গুরুত্বপূর্ণ বৈশিষ্ট্যগুলি বের করে। বিভাজন পর্যায়ে, ডিকোডার বৃক্ষের চূড়া পুনর্গঠন করে, নিশ্চিত করে যে সীমানাগুলি স্পষ্টভাবে সংজ্ঞায়িত হয়েছে। সর্বশেষে, NDVI স্পেকট্রাল বৈশিষ্ট্য সংযুক্ত



চিত্র ৭: এই গবেষণাপত্রে উপস্থাপিত অ্যালগরিদমটি একটি সমন্বিত দৃষ্টি কাঠামো, যার মধ্যে রয়েছে "real time Stitching" এবং "দ্রুত গাছ গণনা" মডিউল। এই কাঠামোটি সহজেই UAV এর জন্য এমবেডেড সিস্টেমে প্রয়োগ করা যেতে পারে; এটি UAV অনলাইন জিওরফারেন্সযুক্ত বৃহৎ-স্কেল লো-ওভারল্যাপ এরিয়াল ইমেজ তৈরী এবং দ্রুত গাছ গণনার কাজগুলিকে সমর্থন করে, যা কাজের দক্ষতা ব্যাপকভাবে উন্নত করতে পারে। (উৎস: (Han et al., 2022)

এবং গাছ বনাম অগাছা হিসেবে শ্রেণিবদ্ধ করে। এরপর, Mask R-CNN ইনস্ট্যান্স বিভাজিত করে, যাতে প্রতিটি গাছ সঠিকভাবে সীমারেখাসহ শনাক্ত করা যায়। এই পদ্ধতি গাছ সনাক্তকরণের নির্ভুলতা উল্লেখযোগ্যভাবে বৃদ্ধি করে এবং পৃথক গাছকে তার চারপাশ থেকে আলাদা করতে সহায়তা করে Akca & Polat, (2022); Han et al., (2022)|

ইউ-নেট (U-Net) পদ্ধতি

U-Net হল একটি ডিপ লার্নিং মডেল যা সিমান্টিক বিভাজনের জন্য ডিজাইন করা হয়েছে, অর্থাৎ এটি ইমেজের প্রতিটি পিক্সেলকে একটি নির্দিষ্ট শ্রেণিতে বিন্যাস্ত করে। এই পদ্ধতি এনকোডার-ডিকোডার আর্কিটেক্চার অনুসরণ করে। এনকোডার করে পরিশোধন (refinement) করা হয়, যা গাছের শ্রেণীবিন্যাস উন্নত করে এবং গাছ ও অন্যান্য ল্যান্ডস্কেপ উপাদানের মধ্যে পার্থক্য করার ক্ষমতা বাড়ায় Han et al., (2022)|

হাইব্রিড পদ্ধতি

বৃক্ষ শনাক্তকরণে হাইব্রিড পদ্ধতি হলো একটি উন্নত প্রযুক্তি, যা বিভিন্ন আলগোরিদম ও কৌশল একত্রে ব্যবহার করে সঠিকভাবে গাছের প্রজাতি নির্ধারণ করে। এই পদ্ধতিতে সাধারণত চিত্র বিশ্লেষণ, মেশিন লার্নিং ও গভীর শিক্ষণ প্রযুক্তির সমন্বয় ঘটে।

ট্রাডিশনাল ও মেশিন লার্নিং পদ্ধতির সংমিশ্রণ

কিছু গবেষণায় হাইব্রিড পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়েছে, যেখানে ঐতিহ্যবাহী বিভাজন (segmentation) কৌশলগুলোর সাথে ডিপ-লার্নিং শ্রেণীবিন্যাস (deep learning-based classification) একত্রিত করা হয়েছে। একটি গবেষণায়, ওয়াটারশেড বিভাজন (watershed segmentation) ব্যবহার করা হয়েছে বৃক্ষের চূড়া উন্নত করতে, এরপর CNN মডেল ব্যবহার করে শ্রেণীবিন্যাস করা হয়েছে, যা বৃক্ষ শনাক্তকরণের নির্ভুলতা বৃদ্ধি করেছে। অন্য একটি গবেষণায়, Mask R-CNN বিভাজনের জন্য ব্যবহৃত হয়েছে, পাশাপাশি প্রান্ত সনাক্তকরণ (edge detection) একীভূত করা হয়েছে গাছের সীমানা উন্নত করতে। এই সংমিশ্রিত পদ্ধতি ট্রাডিশনাল ফিচার এক্সট্রাকশন (feature extraction) এবং ডিপ-লার্নিংকে একত্রিত করে বিভাজনের নির্ভুলতা বৃদ্ধি করেছে Kestur et al., (2018) ।

মাল্টি-সেন্সর সংযোজন পদ্ধতি

বস্তু শনাক্তকরণের জন্য YOLO এবং Faster R-CNN কে একত্রিত করে এবং U-Net ব্যবহার করে বিভাজন সম্পাদন করে, যা দ্রুত বৃক্ষ শনাক্তকরণ নিশ্চিত করার পাশাপাশি গাছের চূড়া সীমানার উন্নতি ঘটায়। এই সংকর পদ্ধতিটি গতি এবং বিভাজনের নির্ভুলতা উভয়ই হ্রাস করে Han et al., (2022)। আরেকটি গবেষণা গাছের চূড়া শনাক্ত করতে এনট্রপি ফিল্টারিং প্রয়োগ করে, তারপর NDVI- ভিত্তিক ডিপ লার্নিং শ্রেণীবিভাজন

ব্যবহার করে। স্পেকট্রাল বিশ্লেষণের সাথে CNN-ভিত্তিক প্রজাতি পার্থক্যকরণের সমন্বয়ের মাধ্যমে, এই পদ্ধতিটি গাছ গণনার নির্ভুলতা কমায় Haddadi et al., (2020)।

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

ফিচার এক্সট্রাকশন

গাছের উচ্চতা ও চূড়ার ব্যাসার্ধ নির্ণয়ের জন্য Depth ম্যাপ এবং 3D পুনর্গঠন কৌশল ব্যবহার করা হয় এবং ডিজিটাল সারফেস মডেল (DSM) কে ডিজিটাল টেরেইন মডেল (DTM) এর সাথে তুলনা করে গাছের উচ্চতা নির্ণয় করা হয়। গাছের উচ্চতা নির্ণয়ের সূত্র Kestur et al., (2018):

$$Ht = DSM - DTM$$

ক্যানোপি কভারেজ

গবেষণাপত্রটি রিগ্রেশন মডেল ব্যবহার করে ক্যানোপি কভারেজ নির্ণয় করে।এই পদ্ধতিতে প্রতিটি পিক্সেলের জন্য রিগ্রেশন ফাংশন প্রয়োগ করে ক্যানোপি কভার শতকরা হিসাব করা হয় প্রজাতি শ্রেণীবিন্যাস পদ্ধতিতে মাল্টি-লেবেল শ্রেণীবিন্যাস নেটওয়ার্ক একত্রিত করে বৃক্ষের প্রজাতি সনাক্ত করা হয়। এই শ্রেণীবিন্যাস মডেলটি NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) এবং EVI (Enhanced Vegetation Index) এর মতো স্পেকট্রাল সূচক ব্যবহার করে। শ্রেণীবিন্যাসের জন্য ব্যবহৃত NDVI সূত্র Haddadi et al., (2020):

নির্ভুলতা মূল্যায়ন ও তুলনামূলক বিশ্লেষণ

নির্ভুলতা মূল্যায়ন (Accuracy Assessment)

বিভিন্ন পদ্ধতিতে UAV-ভিত্তিক নগর বৃক্ষ সনাক্তকরণ এবং শ্রেণিবিন্যাসের নির্ভুলতা মূল্যায়নের জন্য নিম্নলিখিত সূচকগুলো ব্যবহৃত হয়েছে:

Precision (যথাযথতা): মডেলের দ্বারা সনাক্তকৃত গাছের মধ্যে প্রকৃত গাছের অনুপাত।

Recall (পুনরুদ্ধার হার): প্রকৃত গাছগুলোর মধ্যে মডেল কতগুলো সঠিকভাবে সনাক্ত করেছে।

IoU (Intersection over Union): মডেল কতটা সঠিকভাবে একটি গাছের স্থান ও আকার নির্ধারণ করেছে।

F1 Score: Precision এবং Recall- এর গাণিতিক গড়, যা মডেলের সামগ্রিক কার্যকারিতা নির্দেশ করে।

RMSE (Root Mean Square Error): উচ্চতার পার্থক্য নির্ধারণের জন্য ব্যবহৃত ত্রুটি পরিমাপ।

Average Accuracy: প্রতিটি পদ্ধতির সামগ্রিক নির্ভুলতা।

বিভিন্ন গাছ গণনা পদ্ধতির নির্ভুলতা মূল্যায়নের সংক্ষিপ্ত বিবরণ সারণি-১ এ উপস্থাপিত রয়েছে। মূল্যায়ন সূচকগুলোর মধ্যে রয়েছে যথাযথতা (Precision), পুনরুদ্ধার হার (Recall), ইন্টারসেকশন ওভার ইউনিয়ন (IoU), F1 স্কোর, মূল বর্গমূল ত্রুটি (RMSE) এবং গড় নির্ভুলতা। ফাঁকা স্থানগুলো নির্দেশ করে যে সংশ্লিষ্ট গবেষণা প্রবন্ধে নির্দিষ্ট সূচকগুলোর উল্লেখ করা হয়নি।

কর্মক্ষমতার তুলনা

বিশ্লেষণ করা পদ্ধতিগুলোর মধ্যে Point-Supervised Attention Tree Counting (PSATC) পদ্ধতিটি সর্বোচ্চ কর্মক্ষমতা প্রদর্শন করেছে, যেখানে যথাযথতা (Precision) ছিল ৯৬.৮৫%, পুনরুদ্ধার হার (Recall) ৯৭.৬৫%, এবং F1 স্কোর ৯৭.২৫%। এটি গাছ সনাক্তকরণে অত্যন্ত নির্ভরযোগ্য, কারণ এতে ভুল ইতিবাচক (False Positive) ও ভুল নেতিবাচক (False Negative) হার কম ছিল। তাছাড়া, মূল বর্গমূল ত্রুটি (RMSE) ৩.২১৭ হওয়ায় ত্রুটির হার তুলনামূলকভাবে কম। তবে IoU (Intersection over Union) উল্লেখ করা হয়নি, যার ফলে এর বিভাজন দক্ষতা সম্পর্কে স্পষ্ট ধারণা পাওয়া যায় না (Akca & Polat, 2022)।

Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) পদ্ধতিটি উচ্চ পুনরুদ্ধার হার (৯৯.২৫%), IoU (৮৯.৮%), এবং F1 স্কোর (৯৪.৬%) অর্জন করেছে, যার ফলে সামগ্রিক নির্ভুলতা দাঁড়িয়েছে ৯৪.৪%। এটি উদ্ভিদ শনাক্তকরণে কার্যকর, তবে জটিল গাছের গঠন সনাক্তকরণে কিছু সীমাবদ্ধতা আছে Haddadi et al., (2020)।

Extreme Learning Machine (ELM) spectral-spatial পদ্ধতিটি ৯১.১৮% যথাযথতা (Precision) এবং ৭৬.৪৬% IoU অর্জন করেছে, যার ফলে সামগ্রিক নির্ভুলতা হয়েছে ৮৬.৩২%। তবে, এর পুনরুদ্ধার হার (Recall) তুলনামূলকভাবে কম (৮১.৬%), যা ঘন বৃক্ষগুচ্ছের (Dense Tree Clusters) ক্ষেত্রে পর্যাপ্ত বিভাজনের ইঙ্গিত দিতে পারে না Han et al., (2022)।

Convolutional Neural Network (CNN)- ভিত্তিক সেমান্টিক বিভাজন পদ্ধতিটি শক্তিশালী বিভাজন পারফরম্যান্স দেখিয়েছে, যেখানে IoU ৮৫.১৫% এবং F1 স্কোর ৯১.৯৮%, যা গাছের সঠিক সেগমেন্টেশনের জন্য অন্যতম নির্ভরযোগ্য পদ্ধতি হিসেবে বিবেচিত হতে পারে Kestur et al., (2018)।

অর্জন করেছে। তবে, IoU এবং RMSE মান উল্লেখ করা হয়নি, যা এর বিভাজন নির্ভরযোগ্যতা মূল্যায়নের ক্ষেত্রে কিছু সীমাবদ্ধতা তৈরি করে Ataş & Talay, (2022)।

K-means Clustering + Entropy Filtering পদ্ধতিটি তুলনামূলকভাবে নিম্ন কর্মক্ষমতা দেখিয়েছে, যেখানে IoU ৫৫.০% এবং F1 স্কোর ৭০.৯% ছিল, ফলে এর সামগ্রিক নির্ভুলতা ৭১.৯৩% হয়েছে। এটি নির্দেশ করে যে ঐতিহ্যগত ক্লাস্টারিং পদ্ধতিগুলো মেশিন লার্নিং ও ডিপ-লার্নিং ভিত্তিক পদ্ধতির তুলনায় কম কার্যকর Hassaan et al., (2016)।

বৈধকরণ (Validation) পদ্ধতি

এই গবেষণাগুলোর মধ্যে ব্যবহৃত বৈধকরণ পদ্ধতিগুলো দেখায় যে বাস্তব-সত্য (Ground Truth) তথ্য সংগ্রহের মাধ্যমে বাস্তবভিত্তিক বৈধকরণ (Empirical Validation) করার ওপর জোর দেওয়া হয়েছে। এটি সবচেয়ে নির্ভরযোগ্য পদ্ধতি হিসেবে বিবেচিত হয়, কারণ এটি প্রকৃত ও পূর্বাভাসকৃত গাছ গণনার মধ্যে সরাসরি তুলনা করার সুযোগ দেয়। এই কারণেই সমস্ত গবেষণাপত্রে এই পদ্ধতিটি সাধারণভাবে ব্যবহৃত হয়েছে। তবে, কিছু গবেষণা ক্রস-ভ্যালিডেশন (Cross-Validation) ও স্বাধীন পরীক্ষামূলক সেট (Independent Test Set) ব্যবহার করেছে,

সারণি ১: ছয়টি গবেষণার গড় নির্ভুলতা গণনা

পদ্ধতি	যথাযথতা (Precision)	পুনরুদ্ধার হার (Recall)	IoU (Intersection over Union)	F1 স্কোর	RMSE (মূল বর্গমূল ত্রুটি)	গড় নির্ভুলতা
(১) K-means ক্লাস্টারিং + এনট্রপি ফিল্টারিং পদ্ধতি	৬৯.২২%	৭২.৯%	৫৫.০%	৭০.৯%	-	৭১.৯৩%
(২) মাল্টি- লেয়ার পারসেপ্ট্রন (MLP) শ্রেণিবিন্যাসকারী RGB তে	-	-	-	৮৮.৯%	-	৮৮.৮৯%
(৩) সাধারণ পার্থক্য উদ্ভিদ সূচক (NDVI)	৯০.৪%	৯৯.২৫%	৮৯.৮%	৯৪.৬%	-	৯৪.৪%
(৪) এক্সট্রিম লার্নিং মেশিন (ELM) স্পেকট্রাল- স্পেশাল পদ্ধতি	৯১.১৮%	৮১.৬%	৭৬.৪৬%	৮৫.৩%	-	৮৬.৩২%
(৫) পয়েন্ট-সুপারভাইজড অ্যাটেনশন ট্রি কাউন্টিং (PSATC) পদ্ধতি	৯৬.৮৫%	৯৭.৬৫%	-	৯৭.২৫	৩.২১৭	-
(৬) কনভল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (CNN)-ভিত্তিক সেমান্টিক সেগমেন্টেশন পদ্ধতি	৮৭.৪৪%	৯৭.০২%	৮৫.১৫%	৯১.৯৮%	-	৮৮.২৮%

(-) গবেষণা প্রবন্ধে উল্লেখ নেই

Multi-Layer Perceptron (MLP) শ্রেণীবদ্ধকরণ পদ্ধতিটি RGB ডাটাতে ৮৮.৯% F1 স্কোর এবং ৮৮.৮৯% গড় নির্ভুলতা

যা অ্যালগরিদমের দৃঢ়তা মূল্যায়নে গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা পালন করে Ataş & Talay, (2022); Kestur et al., (2018)। এছাড়া, বিদ্যমান উদ্ভাবনী তথ্যের (Existing Inventory Data) সাথে তুলনা করাও একটি কার্যকর মূল্যায়ন কৌশল, যা মডেলের কার্যকারিতা যাচাইয়ের জন্য একটি মানদণ্ড প্রদান করে Haddadi et al., (2020); Han et al., (2022)। অবশেষে, বিশেষ যাচাই ফলাফলের নির্ভরযোগ্যতা আরও উন্নত করে, কারণ এতে মডেল মূল্যায়নে মানবিক সিদ্ধান্ত গ্রহণের উপাদান যুক্ত হয় Ataş & Talay, (2022); Han et al., (2022); Kestur et al., (2018)। এটি স্পষ্ট যে একাধিক বৈধকরণ পদ্ধতির সমন্বয় UAV-ভিত্তিক গাছ গণনার মডেলের বিশ্বাসযোগ্যতা আরও বৃদ্ধি করে। ভবিষ্যতের গবেষণায় স্বয়ংক্রিয় যাচাইকরণ (Automated Verification) কৌশলগুলোর সংযোজনের প্রতি গুরুত্ব দেওয়া উচিত, যেমন ডিপ-লার্নিং এর সহায়তায় গুণগত মান নিয়ন্ত্রণের (Deep Learning-Assisted Quality Control) মাধ্যমে গাছ সনাক্তকরণের নির্ভুলতা আরও উন্নত করা সম্ভব হবে এবং মানবীয় হস্তক্ষেপের প্রয়োজনীয়তা হ্রাস পাবে।

বৃক্ষ গণনায় ত্রুটির উৎস

বৃক্ষ গণনায় ত্রুটি বিভিন্ন উৎস থেকে উদ্ভূত হতে পারে, যেমন:

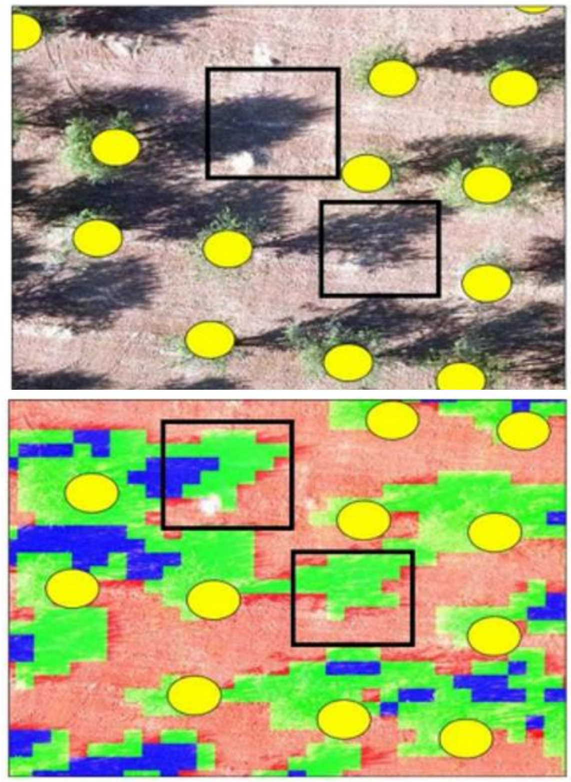
ছায়ার প্রভাব গাছ এবং আশপাশের কাঠামোর দ্বারা সৃষ্ট ছায়া পিক্সেলের মান পরিবর্তন করে, যা ভুল শ্রেণিবিন্যাসের কারণ হতে পারে। এই সমস্যা বিশেষভাবে অধিক ঘন উদ্ভিদ বিশিষ্ট অঞ্চলে দেখা যায়, যেখানে ছায়ার ওভারল্যাপ গাছ পার্থক্যকরণকে জটিল করে তোলে। ছায়া-সম্পর্কিত সমস্যাগুলো নিম্নলিখিত গবেষণাগুলোর মধ্যে চিহ্নিত হয়েছে Akca & Polat, (2022); Ataş & Talay, (2022); Haddadi et al., (2020); Han et al., (2022); Hassaan et al., (2016); Kestur et al., (2018)।

আবরণ এবং গাছের চূড়ার ওভারল্যাপ

ঘন বৃক্ষরাজি প্রায়ই আবরণের (Occlusion) কারণ হয়, যার ফলে স্বতন্ত্র গাছ সনাক্ত করা কঠিন হয়ে পড়ে। বনভূমি এবং ফলের বাগানে এই সমস্যা সবচেয়ে বেশি দেখা যায়, যেখানে গাছের চূড়া ওভারল্যাপ হওয়ার কারণে প্রকৃত গাছের সংখ্যা কম গণনা করা হয় (Undercounting)। এই সমস্যাটি গবেষণা Akca & Polat, (2022); Haddadi et al., (2020); Han et al., (2022); Kestur et al., (2018)-এ শনাক্ত করা হয়েছে।

চিত্রের গুণগত সমস্যা (Image Quality Issues)

আলো পরিস্থিতির পরিবর্তন, মেঘাচ্ছন্ন আবহাওয়া, এবং ক্যামেরার রেজিস্ট্রেশন ত্রুটি চিত্রের গুণগত মানকে নষ্ট করতে পারে, যার ফলে শ্রেণিবিন্যাসের নির্ভুলতা হ্রাস পায়। এছাড়াও, অর্থোফটো মোজাইক এর ত্রুটিপূর্ণ সমন্বয় স্থানগত ভুল তৈরি করতে পারে।



চিত্র ১৫: ছায়াকে গাছ হিসেবে শ্রেণীবদ্ধ করা হয়েছে
[উৎস: Akca & Polat, (2022)]

নিম্নলিখিত গবেষণাগুলোতে এই সমস্যা চিহ্নিত হয়েছে Akca & Polat, (2022); Ataş & Talay, (2022); Haddadi et al., (2020); Han et al., (2022); Hassaan et al., (2016); Kestur et al., (2018)।

শ্রেণিবিন্যাসের অস্পষ্টতা (Classification Ambiguities)

গাছ এবং অন্যান্য উদ্ভিদ (যেমন- ঘাস, ঝোপঝাড়)-এর স্পেকট্রাল সাদৃশ্য থাকার কারণে ভুল শ্রেণিবিন্যাসের সম্ভাবনা থাকে, যা গাছ গণনার মডেলগুলোর নির্ভুলতা কমিয়ে দেয়। এই সমস্যাটি Akca & Polat, (2022); Ataş & Talay, (2022); Hassaan et al., (2016); Kestur et al., (2018) গবেষণাগুলোতে পরিলক্ষিত হয়েছে।

ব্যবহারিক প্রয়োগ ও ক্ষেত্রবিশ্লেষণ

UAV বা ড্রোন আধুনিক প্রযুক্তির এক বিপ্লব, যা বিভিন্ন ক্ষেত্রে কার্যকর তথ্য সংগ্রহ ও নজরদারিতে ব্যবহৃত হচ্ছে। কৃষি, দুর্যোগ ব্যবস্থাপনা, পরিবেশ পর্যবেক্ষণসহ নানা খাতে এর ব্যবহারিক প্রয়োগ দ্রুত বিস্তৃত হচ্ছে। যেমন:

নগর বন ব্যবস্থাপনায় UAV প্রযুক্তির ভূমিকা

Hassaan et al., (2016) UAV-ভিত্তিক নগর ও বনজ সম্পদ ব্যবস্থাপনার বিভিন্ন দিক যেমন বৃক্ষ গণনা, প্রজাতি শ্রেণীবিন্যাস এবং স্বাস্থ্য পর্যবেক্ষণ নিয়ে গবেষণা করেছেন। গাছের চূড়া কাঠামো (tree crown structure) ও স্পেকট্রাল সূচক (spectral indices) বিশ্লেষণের মাধ্যমে এই গবেষণায় নগর সবুজায়নের বৃদ্ধি, গাছের স্বাস্থ্য, এবং রোগ সনাক্তকরণ মূল্যায়ন করা হয়েছে।

নগর পরিকল্পনা ও পরিবেশ ব্যবস্থাপনায় UAV ব্যবহারের সম্ভাবনা

Ataş & Talay, (2022) নগর পরিকল্পনা ও ব্যবস্থাপনার ক্ষেত্রে UAV চিত্র বিশ্লেষণ করে সবুজ স্থান মূল্যায়ন ও পরিবেশগত প্রভাব গবেষণায় কাজ করেছেন। গবেষণায় deep learning মডেল ব্যবহার করে নগর উদ্ভিদ চিত্রায়ন ও দ্রুত নগরায়নের ফলে ভূমি ব্যবহার পরিবর্তনের পূর্বাভাস প্রদান করা হয়েছে।

UAV ভিত্তিক পরিবেশ পর্যবেক্ষণ ও জীববৈচিত্র সংরক্ষণ

(Han et al., 2022) পরিবেশ পর্যবেক্ষণে UAV প্রযুক্তির ব্যবহার নিয়ে গবেষণা করেছেন, যেখানে বিশেষভাবে কার্বন সংরক্ষণ (carbon storage estimation) ও জীববৈচিত্র্য পর্যবেক্ষণের (biodiversity monitoring) ওপর গুরুত্ব দেওয়া হয়েছে। NDVI-ভিত্তিক উদ্ভিদ সূচক (vegetation indices) ব্যবহার করে গবেষণাটি গাছের জৈব ভর (tree biomass) নির্ধারণ করেছে এবং কার্বন সংশ্লেষণের (carbon sequestration) ভূমিকা পরিমাপ করেছে।

নগর তাপদ্বীপ (Urban Heat Island) গবেষণায় UAV প্রযুক্তির ব্যবহার

Kestur et al., (2018) UAV- ভিত্তিক নগর তাপদ্বীপ (Urban Heat Island - UHI) অধ্যয়নে তাপীয় (thermal) ও বহুবর্ণিক (multispectral) চিত্র ব্যবহার করেছেন। এই গবেষণায় গাছের আচ্ছাদন কীভাবে নগর অঞ্চলে তাপমাত্রার ওঠানামা নিয়ন্ত্রণ করে তা বিশ্লেষণ করা হয়েছে এবং নগর বনায়নের জলবায়ু অভিযোজন কৌশলে (climate adaptation strategies) ভূমিকা তুলে ধরা হয়েছে।

ভূমি ব্যবহার পরিবর্তন পর্যবেক্ষণে UAV ভিত্তিক বহু-কালিক চিত্র বিশ্লেষণ

Akca & Polat, (2022) UAV-ভিত্তিক বহু-কালিক (multi-temporal) চিত্র বিশ্লেষণের মাধ্যমে বৃক্ষ বৃদ্ধির হার এবং ভূমি ব্যবহার পরিবর্তনের (land-use transformation) ওপর গবেষণা করেছেন। গবেষণার মাধ্যমে বন নিধনের হার (deforestation rates) এবং নগর সম্প্রসারণের (urban expansion) প্রভাব মূল্যায়ন করা হয়েছে, যা পরিবেশ সংরক্ষণ ও পরিকল্পিত নগর উন্নয়নে সহায়ক হতে পারে এই ক্ষেত্রবিশ্লেষণগুলো UAV প্রযুক্তির ব্যবহারিক সম্ভাবনা ও চ্যালেঞ্জ সম্পর্কে একটি সমন্বিত ধারণা প্রদান করে, যা ভবিষ্যতে নগর বন ব্যবস্থাপনা, জলবায়ু অভিযোজন ও টেকসই নগর উন্নয়নে গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা রাখতে পারে।

প্রতিবন্ধকতা ও সীমাবদ্ধতা

বৃক্ষ গণনায় সঠিক ফলাফল পেতে নানা প্রতিবন্ধকতা ও সীমাবদ্ধতার মুখোমুখি হতে হয়|আধুনিক প্রযুক্তি ব্যবহার সত্ত্বেও পরিবেশগত ও কারিগরি চ্যালেঞ্জ থাকে।যেমন:

প্রযুক্তিগত প্রতিবন্ধকতা

UAV- ভিত্তিক গাছ সনাক্তকরণে বেশ কিছু প্রতিবন্ধকতার সম্মুখীন হতে হয়, যেমন- জটিল নগর পরিকল্পনা, আলোর পরিবর্তন, মৌসুমি পরিবর্তন, প্রজাতির সাদৃশ্য, এবং উচ্চ ডেটা প্রক্রিয়াকরণের চাহিদা। ভবন এবং সড়কের কাঠামোগত হস্তক্ষেপ গাছ সনাক্তকরণে প্রভাব ফেলতে পারে, আবার অস্থিতিশীল আলোর পরিস্থিতি বর্ণালী প্রতিফলন (spectral reflectance) প্রভাবিত করে। মৌসুমি পরিবর্তন গাছের বর্ণালী স্বাক্ষরকে (spectral signatures) পরিবর্তিত করে, যার ফলে সঠিক শ্রেণীবিভাগের জন্য একাধিক মৌসুমের ডেটাসেট প্রয়োজন হয়। সাদৃশ্যযুক্ত গাছের প্রজাতি পার্থক্য করা এখনও চ্যালেঞ্জের বিষয়, যার জন্য উন্নত বর্ণালী এবং গঠন বিশ্লেষণ (texture analysis) প্রয়োজন। এছাড়াও, বড় UAV ডেটাসেট প্রক্রিয়াকরণের অধিক যান্ত্রিক খরচ মেঘভিত্তিক (cloud-based) বা সমান্তরাল গণনা (parallel computing) সমাধান প্রয়োজন।

অপারেশনাল সীমাবদ্ধতা

মূল সীমাবদ্ধতাগুলির মধ্যে রয়েছে ফ্লাইট সীমাবদ্ধতা, আবহাওয়ার নির্ভরতাও, ব্যাটারি জীবনকাল, ডেটা সংরক্ষণ, এবং খরচ। নগরীর No-fly জোনগুলি UAV ব্যবহারের ওপর সীমাবদ্ধতা আরোপ করে, যা প্রায়শই অনুমতি নিতে হয়। আবহাওয়া পরিস্থিতি যেমন বাতাস এবং মেঘের আবরণ UAV-এর স্থিতিশীলতা এবং চিত্র গুণমানকে প্রভাবিত করতে পারে, যা ডেটা সংগ্রহকে

অস্থিতিশীল করে তোলে। ব্যাটারি জীবনকাল সীমাবদ্ধতা উড্ডয়নের সময়সীমা কমিয়ে দেয়, যা সর্বোত্তম উড্ডয়ন পথ বা একাধিক UAV মিশনের প্রয়োজনীয়তা তৈরি করে। উচ্চ রেজল্যুশনের চিত্র বিশাল পরিমাণ ডেটা তৈরি করে, যার ফলে সংরক্ষণ এবং প্রক্রিয়াকরণের চ্যালেঞ্জ তৈরি হয়, যা সংকোচন (compression) এবং তাৎক্ষণিক বিশ্লেষণের (real-time analysis) প্রয়োজনীয়তা তৈরি করে। এছাড়াও, UAV প্রযুক্তি এবং সফটওয়্যার এখনও ব্যয়বহুল, তাই এই বিষয়ক গবেষণা উন্নত করতে ওপেন-সোর্স সমাধান (open-source solutions) প্রয়োজন।

পদ্ধতিগত সীমাবদ্ধতা

চ্যালেঞ্জগুলির মধ্যে রয়েছে অ্যালগরিদমের সাধারণীকরণ (algorithm generalization), প্রজাতি শ্রেণীবিভাগ (species classification), কালানুক্রমিক সঙ্গতি (temporal consistency), বিদ্যমান সিস্টেমের সাথে একত্রীকরণ (integration with existing systems), এবং প্রমিতকরণ (standardization)। অনেক সনাক্তকরণ মডেল বিভিন্ন পরিবেশে সাধারণীকরণ করতে সীমাবদ্ধতা সম্মুখীন হয়, যার ফলে বিভিন্ন ডেটাসেটের সাথে পুনরায় প্রশিক্ষণ (retraining) প্রয়োজন হয়। প্রজাতি শ্রেণীবিভাগ এখনও অস্থিতিশীল, বিশেষত সাদৃশ্যপূর্ণ প্রজাতির মধ্যে, যার জন্য বহু-বর্ণালী (multi-spectral) এবং LiDAR ডেটার একীভূতকরণ (data fusion) প্রয়োজন। কালানুক্রমিক অসঙ্গতি (temporal inconsistencies) দেখা দেয় যখন একক ডেটাসেটে প্রশিক্ষিত মডেল সময়ের সাথে ভালোভাবে সঞ্চালনে ব্যর্থ হয়, যা বহু-কালীন ক্যালিব্রেশন (multi-temporal calibration) প্রয়োজন হয়। UAV দ্বারা প্রাপ্ত ডেটাকে বিদ্যমান বনবিদ্যা ডাটাবেসের সাথে একত্রিত করতে প্রমিত ভূস্থানীয়করণ প্রযুক্তি (standardized georeferencing techniques) প্রয়োজন। অবশেষে, UAV-ভিত্তিক গাছ সনাক্তকরণে আন্তর্জাতিক মানের অভাবের কারণে, ডেটার সঙ্গতি এবং তুলনাযোগ্যতা নিশ্চিত করতে একক প্রোটোকল (unified protocols) প্রয়োজন রয়েছে।

ভবিষ্যৎ গবেষণা নির্দেশনা

বৃক্ষ গণনায় ভবিষ্যত দিক নির্দেশনা নির্ভর করছে উন্নত প্রযুক্তির যথাযথ প্রয়োগ ও সঠিক ডেটা ব্যবস্থাপনার ওপর।এছাড়া আরো প্রয়োজন-

প্রযুক্তিগত উন্নয়ন

ভবিষ্যৎ গবেষণায় মাল্টি-সেন্সর সমন্বয় (multi-sensor integration), তাৎক্ষণিক প্রক্রিয়াকরণ (real-time processing), এবং স্বয়ংক্রিয় উড্ডয়ন সিস্টেম (automated flight systems) এর উপর গুরুত্বারোপ করা উচিত, যা UAV এর দক্ষতা বৃদ্ধি করবে। উন্নত ব্যাটারি প্রযুক্তি উড্ডয়নের স্থায়িত্ব বাড়াবে, আর উচ্চ-রেজল্যুশনের চিত্রগ্রহণ (higher-resolution imaging) গাছ শনাক্তকরণ ও শ্রেণীবিভাগকে আরও নিখুঁত করবে।

অ্যালগরিদমিক উন্নয়ন

ডিপ-লার্নিং (deep learning), বহু-কালানুক্রমিক বিশ্লেষণ (multi-temporal analysis), এবং ট্রান্সফার লার্নিং (transfer learning) এর অগ্রগতি মডেলের অভিযোজন ক্ষমতা (adaptability) এবং নির্ভুলতা (accuracy) বৃদ্ধি করবে। অপ্রত্যক্ষ শিক্ষণ (unsupervised learning) লেবেলকৃত ডেটাসেটের উপর নির্ভরশীলতা কমাতে সাহায্য করবে, এবং এজ কম্পিউটিং (edge computing) রিয়েল-টাইম ডেটা প্রসেসিংকে আরও কার্যকর করবে।

প্রয়োগের উন্নয়ন

UAV-ভিত্তিক গাছ শনাক্তকরণ স্মার্ট সিটি পরিকল্পনা (smart city planning), জলবায়ু অভিযোজন (climate adaptation), নগর পরিবেশ পর্যবেক্ষণ (urban ecosystem monitoring), এবং জনস্বাস্থ্য গবেষণায় (public health studies) গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা রাখতে পারে। নীতি প্রণয়নে (policy development) নির্ভুল উদ্ভিদ সংক্রান্ত ডেটা সহায়তা করবে, যা পরিবেশগত বিধি-নিষেধ (environmental regulations) এবং নগরের দীর্ঘ মেয়াদী উন্নয়নের (urban sustainability) ক্ষেত্রে কার্যকর হবে।

মূল অনুসিদ্ধান্তসমূহ

১. UAV, বিশেষত মাল্টিরোটর ও স্থির-ডানাযুক্ত (fixed-wing) সিস্টেম, উচ্চ রেজল্যুশনের নগর বৃক্ষ চিত্র ধারণে কার্যকর। RGB সেন্সরগুলোর বর্ণালী পরিসীমা সীমিত হলেও, এগুলো কম খরচে বিস্তারিত দৃশ্যমান তথ্য ও উপাত্ত সংগ্রহের জন্য ব্যাপকভাবে ব্যবহৃত হয়।

২. অর্থোফটো মোজাইকিং (orthophoto mosaicing), মেশ জেনারেশন (mesh generation) এবং DSM তৈরির মাধ্যমে নগর বন মানচিত্রায়ন আরও উন্নত হয়েছে। এছাড়া, রঙভিত্তিক বিভাজন (color-based segmentation), গঠন বিশ্লেষণ (texture analysis), এবং মেশিন লার্নিং (যেমন- CNNs, Mask R-CNN) ব্যবহারের ফলে বৃক্ষ শনাক্তকরণ ও শ্রেণীবিন্যাসের নির্ভুলতা বৃদ্ধি পেয়েছে।

ডিপ-লার্নিং (deep learning) পদ্ধতি (যেমন- PSATC, CNN-ভিত্তিক বিভাজন) প্রচলিত পদ্ধতির (যেমন K-means, NDVI) তুলনায় শ্রেষ্ঠত্ব অর্জন করেছে, তবে ছায়ার প্রভাব (shadow effects), প্রতিবন্ধকতা এবং চিত্র গুণগত মান সংক্রান্ত সমস্যাগুলো এখনো নির্ভুলতা হ্রাস করে।

UAV- ভিত্তিক নগর বনজ তালিকা প্রস্তুতি, প্রজাতির শ্রেণীবিন্যাস, বৃক্ষের স্বাস্থ্য পর্যবেক্ষণ এবং কার্বন সংরক্ষণ পরিমাপে সফলভাবে ব্যবহার করা হয়েছে, যা নগর পরিকল্পনা, পরিবেশ পর্যবেক্ষণ এবং জলবায়ু অভিযোজন কৌশলকে সহায়তা করে।

মূল চ্যালেঞ্জগুলোর মধ্যে প্রযুক্তিগত সীমাবদ্ধতা (যেমন- নগর কাঠামোর জটিলতা, আলোর পরিবর্তনশীলতা), পরিচালনাগত প্রতিবন্ধকতা (যেমন- ফ্লাইট নিষেধাজ্ঞা, ব্যাটারির স্থায়িত্বকাল), এবং পদ্ধতিগত সীমাবদ্ধতা (যেমন- অ্যালগরিদম সাধারণীকরণ, প্রজাতি শ্রেণীবিন্যাসের জটিলতা) অন্তর্ভুক্ত রয়েছে।

এই গবেষণার মাধ্যমে UAV-ভিত্তিক নগর বন ব্যবস্থাপনার বর্তমান উন্নতি, সুবিধা, এবং চ্যালেঞ্জগুলোর একটি স্পষ্ট চিত্র তুলে ধরা হয়েছে, যা ভবিষ্যৎ গবেষণা ও প্রযুক্তিগত উন্নয়নের জন্য একটি গুরুত্বপূর্ণ দিকনির্দেশনা প্রদান করতে পারে।

উপসংহার

এই পর্যালোচনায় UAV-ভিত্তিক শহুরে বৃক্ষের পরিমাণ নির্ধারণে বর্তমানে ব্যবহৃত বিভিন্ন পদ্ধতি ও প্রযুক্তির গভীর বিশ্লেষণ করা হয়েছে। যেখানে RGB চিত্র, সিস্টেমের ওপর বিশেষ গুরুত্ব দেওয়া হয়েছে। গবেষণার ফলাফলে প্রচলিত পদ্ধতির তুলনায় বৃক্ষ গণনায় UAV এর তুলনামূলক কার্যকারিতা ও সীমাবদ্ধতা তুলে ধরা হয়েছ। উন্নত চিত্র প্রক্রিয়াকরণ কৌশল, যেমন- ফটোগ্রামেট্রি ও মেশিন লার্নিং-এর সমন্বয় নগর অঞ্চলে বৃক্ষ শনাক্তকরণ ও শ্রেণীবিন্যাসের নির্ভুলতা ও নির্ভরযোগ্যতা বৃদ্ধি করেছে।সর্বোপরি শহুরে পরিবেশে ব্যবহারের চ্যালেন্জ সম্ভাবনা এর ব্যবহারিক প্রয়োগ এবং বৃক্ষের গণনায় প্রযুক্তিগত উন্নয়ন, অ্যালগরিদমিক বিকাশ ও ভবিষ্যৎ দিকে আলোকপাত করা হয়েছে।

তথ্যসূত্র

Akca, S., & Polat, N. (2022). Semantic segmentation and quantification of trees in an orchard using UAV orthophoto. *Earth Science Informatics*, *15*(4), 2265–2274. https://doi.org/10.1007/s12145-022-00871-y

Ataş, M., & Talay, A. (2022). *Development of Automatic Tree Counting Software from UAV Based Aerial Images With Machine Learning*. http://arxiv.org/abs/2201.02698

Ball, J. E., Anderson, D. T., & Chan, C. S. (2017). Comprehensive survey of deep learning in remote sensing: theories, tools, and challenges for the community. *Journal of Applied Remote Sensing*, *11*(04), 1. https://doi.org/10.1117/1.JRS.11.042609

Bearman, A., Russakovsky, O., Ferrari, V., & Fei-Fei, L. (2015). *What's the Point: Semantic Segmentation with Point Supervision*.

Boon, M. A., Greenfield, R., & Tesfamichael, S. (2016). Unmanned Aerial Vehicle (UAV) photogrammetry produces accurate high-resolution orthophotos, point clouds and surface models for mapping wetlands. *South African Journal of Geomatics*, *5*(2), 186. https://doi.org/10.4314/sajg.v5i2.7

Haddadi, A., Leblon, B., & Patterson, G. (2020). DETECTING and COUNTING ORCHARD TREES on UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV)-BASED IMAGES USING ENTROPY and NDVI FEATURES. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, *43*(B2), 1211–1215. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2020-1211-2020

Han, P., Ma, C., Chen, J., Chen, L., Bu, S., Xu, S., Zhao, Y., Zhang, C., & Hagino, T. (2022). Fast Tree Detection and Counting on UAVs for Sequential Aerial Images with Generating Orthophoto Mosaicing. *Remote Sensing*, *14*(16). https://doi.org/10.3390/rs14164113

Hassaan, O., Nasir, A. K., Roth, H., & Khan, M. F. (2016). Precision Forestry: Trees Counting in Urban Areas Using Visible Imagery based on an

Unmanned Aerial Vehicle. *IFAC-PapersOnLine*, *49*(16), 16–21. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.10.004

Jing, L., Hu, B., Noland, T., & Li, J. (2012). An individual tree crown delineation method based on multi-scale segmentation of imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *70*, 88–98. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.04.003

Kestur, R., Angural, A., Bashir, B., Omkar, S. N., Anand, G., & Meenavathi, M. B. (2018). Tree Crown Detection, Delineation and Counting in UAV Remote Sensed Images: A Neural Network Based Spectral–Spatial Method. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *46*(6), 991–1004. https://doi.org/10.1007/s12524-018-0756-4

Moranduzzo, T., & Melgani, F. (2014). Automatic Car Counting Method for Unmanned Aerial Vehicle Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *52*(3), 1635–1647. https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2253108

Wang, Y., Zhu, X., & Wu, B. (2019). Automatic detection of individual oil palm trees from UAV images using HOG features and an SVM classifier. *International Journal of Remote Sensing*, *40*(19), 7356–7370. https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1513669

Tree Quantification and Canopy Detection Using UAV Technology: A Literature Review

Bibi Hafsa[1], S.M Ariful Hossain[2], Md. Rafsanur Rafi[3] , Md. Sazzadul Islam[4]

[1]Associate professor, Department of Geography and Environment, Jahangirnagar University, Savar, Dhaka-1342
[2-4]Researcher, Department of Geography and Environment, Jahangirnagar University, Savar, Dhaka-1342

Abstract: Urban trees provide critical ecosystem services, including temperature regulation, air quality improvement, and carbon sequestration, making their accurate quantification essential for effective urban forest management. However, traditional methods of tree inventory, such as manual surveys, are time-consuming, labor-intensive, and prone to human error, particularly in large-scale urban areas. The emergence of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) equipped with RGB (Red, Green, Blue) imaging systems offer a promising solution, enabling efficient and high-resolution data collection for urban tree quantification. This review aims to analyze the current state-of-the-art methodologies and technologies for UAV-based urban tree quantification, focusing on RGB imaging systems. The objectives include evaluating the accuracy of detection and classification algorithms, assessing practical challenges, and identifying future research directions. A comprehensive literature review was conducted, covering UAV platforms, RGB sensors, image processing techniques, and machine learning approaches. Key findings reveal that deep learning methods, such as Convolutional Neural Networks (CNNs) and Mask R-CNN, outperform traditional techniques in tree detection accuracy, achieving precision rates above 90%. However, challenges such as shadow effects, occlusion, and image quality issues persist, impacting the reliability of UAV-based tree quantification. Practical applications, including urban forest inventory, species classification, and health monitoring, demonstrate the potential of UAVs in supporting urban planning and environmental management. The review concludes that while UAV-based RGB imagery has revolutionized urban tree quantification, further advancements in multi-sensor integration, real-time processing, and algorithmic development are needed to overcome existing limitations. This review provides a foundation for future research and practical applications in urban forest management using UAV technology.

Key Words: Canopy, UAVs, Machine Learning, RGB Imagery, CNN, Urban Forest