

ОРМАН ӨРТТЕРІН ЕРТЕ АНЫҚТАУДА ДӘСТҮРЛІ ЖӘНЕ ТЕРЕҢ МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ

Төлегенов Мейіржан Бауыржан

tolegenovmeirzhan@gmail.com

«Программная инженерия» білім беру бағдарламасының 2 курс магистранты
«Халел Досмұхамедов атындағы Атырау университеті» КеАҚ, Атырау қ.
Ғылыми жетекшісі, PhD, қауымдастырылған профессор - Батырханов А.Г.

Кіріспе. Орман өрттері қазіргі таңда жаһандық деңгейдегі ең өзекті экологиялық мәселелердің бірі болып табылады. Соңғы жылдары климаттың өзгеруі, ауа температурасының жоғарылауы және құрғақшылықтың жиілеуі орман өрттерінің саны мен ауқымының айтарлықтай артуына әкеліп отыр. Бұл құбылыс тек табиғи экожүйелерге ғана емес, сонымен қатар экономикалық шығындарға, биоалуантүрліліктің азаюына және адам өміріне қауіп төндіреді. Сондықтан орман өрттерін мүмкіндігінше ерте кезеңде анықтау — оларды тиімді басқарудың және зиянды салдарын азайтудың негізгі факторларының бірі болып саналады.

Дәстүрлі өртті анықтау әдістері (traditional methods) негізінен түске (color-based detection) немесе қозғалысқа (motion-based detection) сүйенеді. Мұндай тәсілдер қарапайым және жылдам жұмыс істегенімен, олардың дәлдігі төмен болып келеді. Атап айтқанда, табиғи ортадағы ұқсас құбылыстар, мысалы, тұман, бұлт, күн сәулесінің шағылысуы немесе шаң сияқты факторлар өрт ретінде қате анықталуы мүмкін. Бұл жалған анықтаулар (false positives) жүйенің сенімділігін төмендетіп, ресурстардың тиімсіз жұмсалыуына алып келеді. Сонымен қатар, кейбір дәстүрлі жүйелер өртті тек белгілі бір деңгейге жеткен кезде ғана анықтай алады, яғни ерте кезеңде анықтау мүмкіндігі шектеулі.

Осы шектеулерге байланысты соңғы жылдары машиналық оқыту (machine learning) және терең оқыту (deep learning) әдістеріне негізделген жаңа тәсілдер қарқынды түрде дамып келеді. Машиналық оқыту алгоритмдері деректерден заңдылықтарды үйрену арқылы өрт белгілерін анықтауға мүмкіндік береді. Ал терең оқыту әдістері, әсіресе convolutional neural networks (CNN), күрделі бейнелік деректерді автоматты түрде өңдеп, жоғары дәлдікпен нәтижелер бере алады. Бұл әдістер визуалды ақпаратты талдауда тиімді болғандықтан, орман өрттерін анықтау жүйелерінде кеңінен қолданыла бастады.

Сонымен қатар, қазіргі таңда object detection (объектіні анықтау) саласында YOLO (You Only Look Once) сияқты заманауи алгоритмдер ерекше назар аудартады. Бұл модельдер нақты уақыт режимінде (real-time detection) жоғары жылдамдықпен және дәлдікпен жұмыс істеуге мүмкіндік береді. Мұндай қасиеттер орман өрттерін ерте анықтау міндетінде аса маңызды болып табылады, себебі уақытылы анықтау өрттің таралуын болдырмауға немесе оның салдарын азайтуға мүмкіндік береді.

Осыған байланысты орман өрттерін анықтаудың әртүрлі әдістерін жүйелі түрде талдау және олардың тиімділігін салыстыру ғылыми тұрғыдан маңызды міндет болып табылады. Әсіресе дәстүрлі тәсілдер мен заманауи терең оқыту әдістерінің артықшылықтары мен кемшіліктерін анықтау болашақта тиімді жүйелерді құруға негіз болады.

Орман өрттерін анықтаудағы дәстүрлі әдістер. Орман өрттерін анықтаудағы дәстүрлі әдістер (traditional methods) ұзақ уақыт бойы кеңінен қолданылып келген және негізінен қарапайым физикалық және визуалды белгілерге сүйенеді. Бұл тәсілдер өрттің түсі, қозғалысы немесе температуралық өзгерістері сияқты сипаттамаларды талдау арқылы жүзеге асырылады. Дәстүрлі әдістердің басты артықшылығы — олардың қарапайымдылығы мен жылдамдығы, сондай-ақ күрделі есептеу ресурстарын талап етпеуі. Алайда, мұндай тәсілдер сыртқы орта факторларына, мысалы, ауа райы жағдайларына және

жарықтандыру өзгерістеріне тәуелді болып келеді, бұл олардың дәлдігін төмендетеді. Сондықтан қазіргі таңда бұл әдістер көбінесе бастапқы немесе қосымша құрал ретінде қарастырылады.

Түске негізделген әдістер (color-based detection). Орман өрттерін анықтаудың дәстүрлі тәсілдерінің бірі — түске негізделген әдістер (color-based detection) болып табылады. Бұл әдістер өрттің визуалды ерекшеліктеріне, атап айтқанда жалынның қызыл, сары және қызғылт-сары түстер диапазонында болуына сүйенеді. Жүйе кескіндегі (image) әрбір пиксельді талдай отырып, белгілі бір түстік интервалға сәйкес келетін аймақтарды өрт ретінде анықтауға тырысады.

Түске негізделген әдістердің жұмыс істеу принципі салыстырмалы түрде қарапайым. Әдетте RGB (Red, Green, Blue) немесе HSV (Hue, Saturation, Value) түстік кеңістіктері қолданылады. Бұл жағдайда алгоритм келесі қадамдарды орындайды:

- кескінді белгілі бір түстік модельге түрлендіру (RGB → HSV);
- өртке тән түстер диапазонын анықтау;
- осы диапазонға сәйкес келетін пиксельдерді бөліп алу;
- алынған аймақтарды ықтимал өрт ретінде белгілеу.

Мысалы, жалын көбінесе жоғары қызыл (R), орташа немесе төмен көк (B), жоғары жарықтықпен (brightness) мәндерімен сипатталады. Осы белгілер арқылы алгоритм өрт аймақтарын анықтайды.

Бұл әдістердің негізгі артықшылықтары (advantages):

- қарапайымдылығы — күрделі модельдер мен үлкен есептеу ресурстарын қажет етпейді;
- жылдамдығы — нақты уақыт режимінде (real-time) жұмыс істей алады;
- іске асырудың жеңілдігі — қарапайым бағдарламалық құралдармен жүзеге асырылады.

Алайда, түске негізделген әдістердің бірқатар маңызды кемшіліктері (limitations) бар. Ең басты мәселе — жалған анықтаулардың (false positives) жоғары болуы. Табиғи ортада өртке ұқсас түстері бар көптеген нысандар кездеседі, мысалы: күн сәулесінің шағылысуы; тұман немесе бұлт; шаң немесе құм; күзгі жапырақтардың түсі.

Осы факторлар алгоритмді шатастырып, нақты өрт жоқ жағдайда да оны анықтауы мүмкін. Сонымен қатар, жарықтандыру жағдайларының өзгеруі (illumination changes), мысалы таңертеңгі немесе кешкі жарық, түстердің қабылдануын өзгертіп, алгоритмнің дәлдігіне теріс әсер етеді.

Тағы бір маңызды шектеу — түске негізделген әдістер түтінді (smoke detection) сенімді түрде анықтай алмайды, себебі түтіннің түсі әртүрлі және кейде фонмен ұқсас болады. Бұл өртті ерте кезеңде анықтауды қиындатады.

Қозғалысқа негізделген әдістер (motion-based detection). Қозғалысқа негізделген әдістер (motion-based detection) орман өрттерін анықтауда қолданылатын дәстүрлі тәсілдердің тағы бір түрі болып табылады. Бұл әдістер негізінен бейне ағындарын (video stream) талдау арқылы түтіннің немесе жалынның қозғалыс динамикасын анықтауға бағытталған. Өрт кезінде пайда болатын түтін әдетте жоғары қарай бағытталған және тұрақсыз, турбулентті қозғалыспен сипатталады. Осы ерекшеліктер алгоритмдер арқылы талданып, ықтимал өрт белгілері ретінде қарастырылады.

Қозғалысты анықтау үшін көбінесе кадрлар арасындағы айырмашылықты (frame differencing), оптикалық ағынды (optical flow) немесе фонды алып тастау (background subtraction) әдістері қолданылады. Бұл тәсілдер бейненің уақыт бойынша өзгерістерін бақылап, қозғалып тұрған аймақтарды бөліп көрсетеді. Егер анықталған қозғалыс белгілі бір сипаттамаларға сәйкес келсе, ол түтін немесе өрт ретінде белгіленеді.

Алайда, бұл әдістердің дәлдігі бірқатар сыртқы факторларға тәуелді. Ең алдымен, желдің әсері (wind influence) түтіннің қозғалысын айтарлықтай өзгертіп, оның бағыты мен құрылымын бұзады. Нәтижесінде алгоритм түтінді дұрыс анықтай алмауы немесе керісінше, басқа қозғалыстарды (мысалы, ағаш жапырақтарының тербелуі) өрт ретінде

қабылдауы мүмкін. Сонымен қатар, жарықтың өзгеруі, көлеңкелер және камераның қозғалысы да жалған анықтауларға әкеледі.

Сенсорлар және спутниктер (sensor-based and satellite systems). Орман өрттерін анықтауда кеңінен қолданылатын тағы бір бағыт — сенсорлар мен спутниктерге (sensor-based and satellite systems) негізделген әдістер. Бұл тәсілдер физикалық параметрлерді өлшеу немесе үлкен аумақтарды қашықтан бақылау арқылы өртті анықтауға мүмкіндік береді.

Сенсорлық жүйелер (sensor systems) әдетте температураны, түтіннің құрамын немесе газ концентрациясын өлшейтін құрылғылардан тұрады. Мұндай датчиктер орман алқаптарына орнатылып, қоршаған ортаның өзгерістерін үздіксіз бақылап отырады. Температураның күрт жоғарылауы немесе түтіннің пайда болуы өрттің белгісі ретінде қарастырылады.

Ал спутниктік жүйелер (satellite monitoring), мысалы NASA спутниктері, инфрақызыл (infrared) және термалды (thermal imaging) деректер арқылы үлкен аумақтардағы өрт ошақтарын анықтай алады. Бұл әдістердің артықшылығы — кең географиялық аумақты қамту мүмкіндігі.

Кесте 1 - Әдістерді қысқаша салыстыру

Әдіс	Негізгі принцип	Артықшылықтары	Кемшіліктері
Қозғалысқа негізделген (motion-based)	Түтін қозғалысын талдау	Қарапайым, бейнемен жұмыс істейді	Жел әсері, дәлдігі төмен
Сенсорлар (sensor-based)	Температура, газ өлшеу	Нақты физикалық деректер	Қымбат, локалды
Спутниктер (satellite)	Инфрақызыл бақылау	Кең аумақты қамтиды	Кеш анықтау, ауа райына тәуелді

Дегенмен, бұл тәсілдердің де бірқатар шектеулері бар. Біріншіден, спутниктер көбінесе өртті кеш кезеңде анықтайды, яғни жалын айқын байқалған кезде ғана тіркеледі. Бұл ерте анықтау міндетіне сәйкес келмейді. Екіншіден, сенсорлық инфрақұрылымды орнату және қызмет көрсету қымбатқа түседі, әсіресе үлкен орман аумақтарында.

Машиналық оқыту әдістері (machine learning methods). Дәстүрлі әдістердің шектеулеріне байланысты машиналық оқыту әдістері (machine learning methods) орман өрттерін анықтау саласында кеңінен қолданыла бастады. Бұл тәсілдер алдын ала берілген ережелерге емес, деректерден үйренуге негізделеді. Яғни алгоритмдер белгілі бір белгілерді (features) талдау арқылы өрт пен өрт емес жағдайларды ажыратуды үйренеді. Мұндай тәсілдер дәстүрлі әдістерге қарағанда икемдірек және күрделі заңдылықтарды анықтай алады. Дегенмен, олардың тиімділігі қолданылатын деректердің сапасына және дұрыс таңдалған белгілерге тәуелді.

SVM (Support Vector Machine). Support Vector Machine (SVM) — классификацияға (classification) арналған ең танымал машиналық оқыту алгоритмдерінің бірі. Бұл әдіс деректерді екі немесе одан да көп класқа бөлу үшін гипержазықтық (hyperplane) құруға негізделеді. Орман өрттерін анықтау контекстінде SVM алгоритмі кескіндерден алынған белгілерді пайдаланып, «өрт» және «өрт емес» класстарын ажыратады.

SVM алгоритмінің тиімділігі оның жоғары өлшемді кеңістіктерде (high-dimensional space) жақсы жұмыс істеу қабілетімен байланысты. Сонымен қатар, ол шағын көлемдегі деректермен де салыстырмалы түрде жақсы нәтиже бере алады.

Алайда, бұл әдістің негізгі кемшіліктерінің бірі — feature engineering (белгілерді қолмен таңдау) қажеттілігі. Яғни, алгоритмге енгізілетін белгілер алдын ала анықталуы тиіс. Егер белгілер дұрыс таңдалмаса, модельдің дәлдігі айтарлықтай төмендеуі мүмкін. Сонымен қатар, үлкен көлемдегі деректерде есептеу күрделілігі артады.

Random Forest. Random Forest — ансамбльдік әдістердің (ensemble methods) бірі болып табылады және бірнеше шешім ағаштарының (decision trees) комбинациясына негізделеді. Бұл алгоритм әртүрлі ағаштардың нәтижелерін біріктіру арқылы соңғы шешім

қабылдайды, нәтижесінде модельдің тұрақтылығы (stability) артады және overfitting (артық үйрену) қаупі азаяды.

Орман өрттерін анықтауда Random Forest әртүрлі белгілерді (мысалы, түс, текстура, статистикалық сипаттамалар) пайдаланып классификация жүргізе алады. Оның басты артықшылықтары:

- шуға (noise) төзімділігі жоғары;
- нәтижелердің тұрақтылығы;
- интерпретация жасау мүмкіндігі.

Дегенмен, бұл әдіс күрделі бейнелік деректермен (complex visual data) жұмыс істеуде шектеулі. Себебі Random Forest терең кеңістіктік байланыстарды (spatial relationships) тиімді түрде модельдей алмайды. Сондықтан ол көбінесе алдын ала өңделген және ықшамдалған белгілерге тәуелді болады.

KNN (K-Nearest Neighbors). K-Nearest Neighbors (KNN) — ұқсастыққа (similarity-based classification) негізделген қарапайым алгоритмдердің бірі. Бұл әдіс жаңа деректі классификациялау үшін оның ең жақын көршілерін (nearest neighbors) анықтап, олардың негізінде шешім қабылдайды.

Орман өрттерін анықтауда KNN алгоритмі кескіндердің белгілерін салыстыра отырып, жаңа кескіннің қай класқа жататынын анықтайды. Бұл әдістің басты артықшылығы — қарапайымдылығы және оқыту кезеңінің (training phase) болмауы.

Алайда, KNN алгоритмінің негізгі кемшілігі — үлкен деректер жиындарында (large datasets) есептеу уақытының артуы. Себебі әрбір жаңа дерек барлық оқыту деректерімен салыстырылады. Сонымен қатар, бұл әдіс деректердің өлшеміне және масштабталуына сезімтал.

Төмендегі кестеде қарастырылған машиналық оқыту алгоритмдерінің негізгі сипаттамалары көрсетілген:

Кесте 2 - Машиналық оқыту әдістерін салыстыру

Әдіс	Негізгі принцип	Артықшылықтары	Кемшіліктері
SVM (Support Vector Machine)	Гипержазықтық арқылы бөлу	Жоғары дәлдік, шағын деректерде тиімді	Feature engineering қажет, күрделі есептеу
Random Forest	Бірнеше ағаштың ансамблі	Тұрақты, шуға төзімді	Күрделі деректерде шектеулі
KNN (K-Nearest Neighbors)	Ұқсастық бойынша	Қарапайым, оқыту қажет емес	Үлкен деректерде баяу

Жалпы алғанда, машиналық оқыту әдістері (machine learning methods) дәстүрлі тәсілдерге қарағанда анағұрлым тиімді болып табылады. Олар деректерден заңдылықтарды үйрену арқылы өртті анықтауда икемділік пен дәлдікті арттырады және әртүрлі типтегі деректермен жұмыс істеуге мүмкіндік береді. Алайда, бұл әдістердің де бірқатар шектеулері бар. Атап айтқанда, олар көбінесе белгілерді қолмен таңдауға (feature engineering) тәуелді, деректер сапасына жоғары талап қояды және күрделі визуалды заңдылықтарды толық қамти алмайды.

Орман өрттерін анықтау әдістерін салыстыра отырып, дәстүрлі әдістердің (traditional methods) қарапайым және жылдам болғанымен, жалған анықтауларға (false positives) бейімділігі жоғары екені байқалады. Машиналық оқыту әдістері бұл мәселелерді белгілі бір деңгейде шешкенімен, олардың тиімділігі қолданылатын белгілер мен деректер сапасына тәуелді болып қалады. Осы себептерге байланысты соңғы жылдары зерттеушілер терең оқыту әдістеріне (deep learning methods) көбірек көңіл бөлуде. Бұл әдістер белгілерді автоматты түрде үйреніп, күрделі бейнелік ақпаратты тиімді өңдеуге және жоғары дәлдікке қол жеткізуге мүмкіндік береді. Сонымен қатар, ауа райы жағдайларының әсері (weather conditions) және нақты уақыт режимінде (real-time) жұмыс істеу талаптары сияқты

факторларды ескере отырып, терең оқыту әдістері орман өрттерін ерте анықтауда ең перспективті бағыттардың бірі болып табылады.

Болашақ бағыттар (future directions). Қазіргі таңда орман өрттерін анықтау саласы қарқынды түрде дамып келеді және жаңа технологиялардың енгізілуі бұл бағыттағы зерттеулердің өзектілігін арттыруда. Әсіресе, цифрлық технологиялар мен жасанды интеллекттің (artificial intelligence) дамуы өртті ерте анықтау жүйелерінің тиімділігін жаңа деңгейге көтеруге мүмкіндік береді. Болашақта бұл жүйелердің негізгі даму бағыттары нақты уақыт режимінде (real-time detection) жұмыс істеу, автономды құрылғылармен интеграция және интеллектуалды мониторинг (smart monitoring) жүйелерін құрумен байланысты болады.

Ең маңызды бағыттардың бірі — нақты уақыт режимінде жұмыс істейтін жүйелерді дамыту. Орман өрттерін ерте анықтау үшін ақпаратты мүмкіндігінше жылдам өңдеу қажет. Бұл мақсатта бейне ағындарын (video streams) үздіксіз талдайтын және бірден нәтиже беретін алгоритмдер кеңінен қолданыла бастады. Мұндай жүйелер өрттің алғашқы белгілерін анықтап, жедел әрекет етуге мүмкіндік береді. Сонымен қатар, real-time жүйелер төтенше жағдайлардың алдын алуда және олардың салдарын азайтуда маңызды рөл атқарады.

Тағы бір перспективті бағыт — ұшқышсыз ұшу аппараттарын (unmanned aerial vehicles, UAV) немесе дрондарды пайдалану. Дрондар орман алқаптарын жоғарыдан бақылап, қол жетпейтін немесе қауіпті аймақтарды зерттеуге мүмкіндік береді. Олар камералар мен сенсорлар арқылы деректер жинап, оны машиналық оқыту немесе терең оқыту модельдеріне жіберу арқылы өртті анықтай алады. Әсіресе жеңіл және ресурсты аз қажет ететін модельдерді қолдану дрондардың тиімділігін арттырады. Бұл тұрғыда ықшам модельдер (lightweight models) маңызды рөл атқарады.

Сонымен қатар, smart monitoring жүйелерін дамыту да болашақтағы негізгі бағыттардың бірі болып табылады. Мұндай жүйелер әртүрлі дереккөздерден (камералар, сенсорлар, спутниктер) алынған ақпаратты біріктіріп, кешенді талдау жүргізеді. Бұл тәсіл деректердің дәлдігін арттырып қана қоймай, жалған анықтауларды (false positives) азайтуға мүмкіндік береді. Интеграцияланған жүйелер табиғи факторлардың әсерін (мысалы, ауа райы жағдайлары) ескере отырып, анағұрлым сенімді нәтижелер береді.

Осы бағыттардың ішінде терең оқыту әдістері ерекше орын алады. Атап айтқанда, объектіні анықтауға арналған (object detection) заманауи архитектуралар, соның ішінде YOLO (You Only Look Once) модельдері, жоғары жылдамдық пен дәлдікті қамтамасыз етеді. YOLO архитектуралары нақты уақыт режимінде жұмыс істеуге бейімделген және күрделі бейнелік деректерді тиімді өңдей алады. Бұл қасиеттер орман өрттерін ерте анықтау міндетінде аса маңызды болып табылады.

Қорытынды. Орман өрттерін ерте анықтауда қолданылатын әдістерді салыстыру нәтижесінде дәстүрлі тәсілдердің қарапайым және жылдам болғанымен, олардың дәлдігі төмен және жалған анықтауларға (false positives) бейімділігі жоғары екені байқалады. Машиналық оқыту әдістері бұл кемшіліктерді белгілі бір деңгейде азайтқанымен, олардың тиімділігі деректер сапасына және белгілерді алдын ала таңдауға (feature engineering) тәуелді болып қалады. Ал терең оқыту әдістері (deep learning methods) күрделі бейнелік ақпаратты автоматты түрде өңдеу арқылы жоғары дәлдік пен икемділікке қол жеткізуге мүмкіндік береді.

Жалпы алғанда, терең оқыту әдістері, әсіресе YOLO (You Only Look Once) негізіндегі алгоритмдер, орман өрттерін ерте анықтауда ең тиімді шешімдердің бірі болып табылады. Бұл модельдер нақты уақыт режимінде (real-time detection) жұмыс істеуге бейімделген және жоғары жылдамдық пен дәлдікті қамтамасыз етеді. Болашақта мұндай әдістерді жетілдіру және оларды интеллектуалды мониторинг жүйелерімен (smart monitoring) және дрондармен (UAV) біріктіру орман өрттерін бақылау жүйелерінің тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді.

ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

- 1 Saleh A., et al. Forest fire surveillance systems: A review of deep learning methods. – 2024.
- 2 Vasconcelos R.N., et al. Fire Detection with Deep Learning: A Comprehensive Review. – 2024.
- 3 Elhanashi A., et al. Early Fire and Smoke Detection Using Deep Learning. – 2025.
- 4 Xu Z., et al. Deep learning for wildfire risk prediction: Integrating remote sensing. – 2025.
- 5 Aarich M., et al. Deep Learning Approaches for Forest Fire Detection Using Satellite Images. – 2024.
- 6 Wang M., et al. An Open Flame and Smoke Detection Dataset for Deep Learning. – 2025.