

ӘОЖ 007.3

DOI 10.52167/1609-1817-2025-138-3-402-413

А.О.Кенжебай¹, А.Ж.Карипжанова¹, А.Б.Касекеева²,
Ә.М.Тұрсынжан¹, М.Ж.Қалдарова³

¹Alikhan Bokeikhan University, Семей, Қазақстан

²L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Қазақстан

³Astana International University, Астана, Қазақстан

E-mail: salik2000@icloud.com

АДДИТИВТІ ӨНДІРІСТЕ САПАНЫ БАҚЫЛАУДЫҢ ГИБРИДТІК ӘДІСІ: ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ ПЕН СТАТИСТИКАЛЫҚ ТАЛДАУ ӘДІСТЕРІНІҢ ҰШТАСУЫ

Аңдатпа. Мақалада FDM әдісімен жүзеге асырылатын аддитивті өндірісте сапаны бақылауға арналған гибридік әдіс қарастырылады, ол жасанды интеллект және статистикалық талдау әдістерінің интеграциясына негізделген. Жұмыста дәстүрлі бақылау тәсілдерінен нақты уақыт режимінде сапаны талдауға мүмкіндік беретін интеллектуалды мониторинг жүйелеріне көшу қажеттілігі дәлелденген. ANOVA, PCA, компьютерлік көру және машиналық оқыту алгоритмдерін қолдану арқылы ақауларды анықтау мен болжау, сондай-ақ негізгі басып шығару параметрлерін оңтайландыру нәтижелері ұсынылған. Ұсынылған тәсіл 3D-басып шығаруда дәлдік пен сенімділікті арттыруда, өндірістік тұрақтылықты қамтамасыз етуде жоғары тиімділігін көрсетеді.

Түйінді сөздер: аддитивті өндіріс, 3D-баспа, сапаны бақылау, машиналық оқыту, компьютерлік көру, статистикалық талдау, ANOVA, PCA, интеллектуалды жүйелер, процестерді оңтайландыру, ақауларды болжау, бейімделген басқару, FDM, терең нейрондық желілер, бұзбайтын бақылау, өнеркәсіптік автоматтандыру.

Кіріспе.

Аддитивті өндіріс саласындағы соңғы жетістіктер сапалы және сенімді өнім алу үшін принт параметрлерін – саптама температурасы, материалдың берілу жылдамдығы, қабат қалыңдығы мен бастапқы шикізаттың сипаттамаларын – дәл баптаудың аса маңызды екенін көрсетті. Бұл параметрлерді интеллектуалды алгоритмдер арқылы оңтайландыру өндірістік ақауларды азайтып қана қоймай, сонымен қатар жалпы шығындарды төмендетуге мүмкіндік береді. Терең оқытудың кеңінен қолданылатын үлгісі болып табылатын CNN (сверточные нейронные сети) модельдері басып шығарылған бөлшектердің визуалды деректерін талдауда жоғары тиімділігін дәлелдеді. Бұл құралдар деламинация, кеуектілік, жеткіліксіз экструзия және геометриялық сәйкессіздіктер сияқты конструкциялық ақауларды ерте кезеңде анықтауға мүмкіндік береді.

Сонымен қатар, өндірістік деректер жиынтығындағы жасырын заңдылықтарды анықтауға көмектесетін статистикалық талдау әдістерін қолдану да маңызды. Бұл тәсілдер аддитивті өндіріс процесінде бейімделген және деректерге негізделген сапа менеджментін қалыптастыруға негіз болады.

Дисперсиялық талдау (ANOVA) өнім сапасына елеулі әсер ететін технологиялық параметрлерді айқындауға мүмкіндік береді, ал бас компоненттер әдісі (PCA) деректер өлшемін қысқартып, ең маңызды айнымалыларды бөлуге көмектеседі. Әртүрлі басып шығару параметрлері арасындағы корреляциялық байланыстарды зерттеу арқылы олардың өнім сапасына әсер ететін өзара әрекеттерін анықтап, ақауларды дәл болжауға және өндіріс кезінде қажетті түзетулер енгізуге болады.

Бұл зерттеуден алынған эмпирикалық мәліметтер статистикалық әдістер мен машиналық оқыту модельдерін біріктіру аддитивті өндірістегі ақауларды анықтаудың сенімділігін арттыратынын көрсетті. Мұндай біріктірілген тәсіл басып шығарылған бөлшектердегі құрылымдық сәйкессіздіктерді дәлірек анықтауға мүмкіндік беріп, өнім сенімділігін арттырады. Сонымен қатар, компьютерлік көру технологиясын әр қабатты бақылау үшін қолдану ақауларды ерте кезеңде анықтауға ғана емес, сонымен қатар оларды нақты уақытта түзетуге жағдай жасайды.

Қосымша өндіріс технологиялары жоғары дәлдікті талап ететін салаларда – мысалы, аэроғарыш, медицина және автомобиль жасау салаларында – кеңінен қолданыс тауып келе жатқан жағдайда, өнім сапасының тұрақтылығын қамтамасыз ету өзекті мәселе болып қалуда.

Технологиялық параметрлердің тұрақсыздығы, атап айтқанда температураның ауытқуы, материал беру жылдамдығының біркелкі болмауы, қабат биіктігінің өзгерісі және бағдарламалық қамтамасыз етудегі шектеулер соңғы өнімнің беріктігі мен дәлдігіне кері әсер ететін ақаулардың пайда болуына әкеледі.

Дәстүрлі бақылау әдістері – қолмен визуалды тексеру, өлшемдік бақылау және бұзбайтын сынақ тәсілдері – көбінесе уақытты көп қажет етеді және адам ресурсына тәуелді. Мұндай әдістер жылдам әрі сенімді сапа бақылауын қажет ететін өндіріс жағдайларында тиімділігін жоғалтады және кең көлемде қолдануға бейім емес.

Осыған байланысты, баспа процесінде пайда болатын ақауларды автоматты түрде анықтап, өнім сапасын болжауға қабілетті интеллектуалды бақылау жүйелерін әзірлеу қажеттілігі артып отыр. Мұндай жүйелер машиналық оқыту (ML), компьютерлік көру (CV), сондай-ақ көпөлшемді статистикалық талдау (мысалы, дисперсиялық талдау – ANOVA, бас компоненттер әдісі – PCA, және регрессиялық модельдер) сияқты әдістерге негізделуі тиіс.

Бұл зерттеу Fused Deposition Modeling (FDM) әдісінде сапаны бағалау бойынша біріктірілген тәсілді ұсынады. Онда жасанды интеллект әдістері статистикалық бағалау құралдарымен жүйелі түрде интеграцияланған. Зерттеу аясында ақауларды анықтау әдістерінің тиімділігіне терең шолу жасалып, негізгі баспа параметрлеріне негізделген ақаулардың пайда болу ықтималдығын болжайтын үлгілер ұсынылады. Сонымен қатар, нақты уақыт режимінде деректерді интерпретациялау арқылы баспа параметрлерін динамикалық реттеуге қабілетті интеллектуалды басқару жүйесінің архитектурасы сипатталады.

Эксперименттік нәтижелер дисперсиялық талдау (ANOVA) мен бас компоненттер әдісін (PCA) терең нейрондық желі модельдерімен үйлестіріп қолдану ақауларды болжау сенімділігін едәуір арттыратынын көрсетті. Бұл синергия сапаны болжау дәлдігін жақсарту арқылы қосымша өндіріс процесін оңтайландырып, жетілдіруге мүмкіндік береді.

Ұсынылған әдістеме 3D-баспа саласында интеллектуалды сапа бақылау жүйелерін дамыту үшін сенімді негіз қалыптастырады.

Эксперименттік деректер сапасы басылып шыққан компоненттерге ең көп әсер ететін фактордың экструдер температурасы екенін көрсетеді. Бұл нәтиже дисперсиялық талдаумен (ANOVA, $p < 0.01$) расталды. Сонымен қатар, материалды беру жылдамдығы да статистикалық тұрғыдан маңызды әсерге ие екені анықталды ($p < 0.05$), бірақ оның әсері салыстырмалы түрде аз. Ал қабаттың қалыңдығы, негізінен, геометриялық дәлдік пен беткі құрылым сапасына ықпал етеді.

Басты компоненттерді талдау (PCA) нәтижесінде үш негізгі фактор анықталды, олар барлық деректер дисперсиясының 85%-ын түсіндіреді. Бұл нәтиже сапаны тиімді болжауға мүмкіндік беретін оңтайландырылған параметрлер жиынын қолдануға болатынын көрсетеді.

1 кесте - 3D баспа процесіндегі технологиялық параметрлер және олардың өнім сапасына әсері

Параметр	Ең аз мәні	Ең көп мәні	Оңтайлы диапазон	Ақауларға әсері (%)
Сопло температурасы (°C)	180	240	200–220	55%
Материал беру жылдамдығы (мм/с)	30	80	45–65	30%
Қабат қалыңдығы (мм)	0.1	0.4	0.2–0.3	15%
Материал	PLA, ABS, PETG	–	ABS, PETG	20%

Материалдар мен тәсілдер.

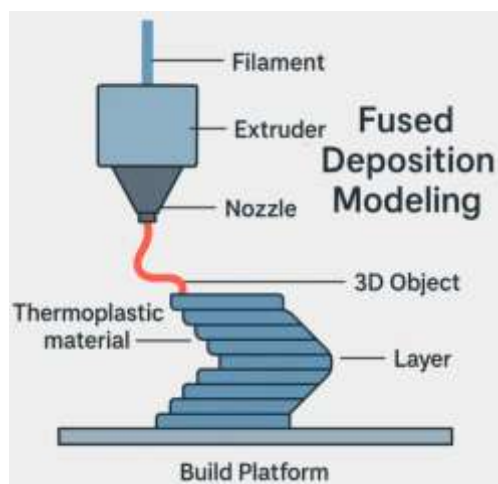
Дамытылған гибридті сапа бақылау әдісі үш негізгі кезеңнен тұрады.

Зерттеу әдістемесі үш сатылы гибридті құрылымға негізделген. Бірінші кезеңде нақты уақыт режимінде басып шығару процесінің маңызды параметрлері жиналады: экструдер температурасы, материалды беру жылдамдығы және қабат қалыңдығы. Сонымен қатар, кіріктірілген камералар мен сенсорлық жүйелер арқылы компоненттерді басып шығару барысы визуалды түрде бақыланады.

Келесі кезеңде терең статистикалық талдау жүргізіледі. Басты компоненттерді талдау (PCA) және дисперсиялық талдау (ANOVA) әдістері деректер жиынтығындағы жасырын үрдістерді анықтауға және геометриялық дәлдік пен құрылымдық тұрақтылыққа ең көп әсер ететін айнымалыларды анықтауға мүмкіндік береді. Сонымен қатар, корреляциялық талдау технологиялық параметрлер мен сапа көрсеткіштері арасындағы байланыстарды зерттеуге қолданылады.

Үшінші кезеңде интеллектуалды алгоритмдерді әзірлеу және енгізу жүзеге асырылады. Машиналық оқыту (ML) және компьютерлік көру (CV) технологиялары құрылымдық ауытқуларды болжау және бөлшек сапасын классификациялау үшін пайдаланылады. Беткі ақауларды визуалды деректер негізінде анықтау үшін сверткіш нейрондық желілер (CNN) қолданылады. Ал операциялық параметрлер негізінде ақаулардың ықтималдығын бағалау үшін ансамбльдік оқыту әдістері — XGBoost және CatBoost алгоритмдері қолданылады. Сонымен қатар, нақты уақыттағы сенсорлық деректер ағындарындағы ерекше ауытқуларды анықтау үшін автоэнкодерлік модельдер енгізіледі.

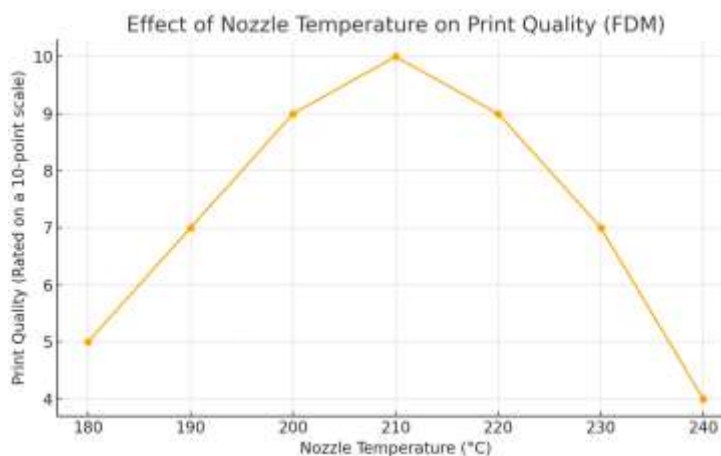
Эмпирикалық бөлім үшін зертханалық үлгілер ең көп таралған 3D басып шығару әдістерінің бірі болып саналатын Fused Deposition Modeling (FDM) технологиясын пайдалану арқылы дайындалды. Бұл әдіс цифрлық түрде анықталған модельге сәйкес қыздырылған термопластик материалдарды қабат-қабатымен экструзиялау арқылы нысандарды қалыптастыруды көздейді.



1 сурет - FDM басып шығару процесінің тұжырымдамалық визуализациясы және негізгі технологиялық параметрлердің мәні

Fused Deposition Modeling (FDM) әдісі арқылы дайындалатын бөлшектердің тұтастығы мен жұмыс тиімділігі бірқатар маңызды технологиялық параметрлерге байланысты қалыптасады. Олардың қатарына экструзия саптамасының температурасы, материалдың берілу жылдамдығы, әр қабаттың қалыңдығы және таңдалған термопластик материалдың физикалық-химиялық сипаттамалары жатады. Бұл айнымалылардың әрқайсысы дайын өнімнің өлшемдік дәлдігіне, механикалық беріктігіне және беттік сапасына елеулі әсер етеді.

Басып шығару процесі барысында аталған параметрлер мұқият бақыланды, себебі олардың өзгерісі нәтижелі компоненттің құрылымдық беріктігіне және геометриялық дәлдігіне тікелей ықпал етеді. Әсіресе саптаманың температурасы шешуші рөл атқаратыны анықталды — бұл көрсеткіш экспериментте 180°C-тан 240°C-қа дейінгі аралықта өзгертілді. Полимер материалының қасиеттеріне байланысты оңтайлы температуралық диапазонды дұрыс таңдау өте маңызды. Өйткені бұл шектен ауытқу басылған қабаттар арасында әлсіз адгезия, механикалық беріктіктің төмендеуі, термиялық деформация немесе материалдың ақаулы ағуына алып келуі мүмкін.



2 сурет - Саптама температурасының FDM әдісімен дайындалған компоненттердің сапасына әсері

Эксперименттік зерттеулер барысында бағаланған тағы бір маңызды параметр — бұл материалдың экструзия (берілу) жылдамдығы, ол 30 мм/с пен 80 мм/с аралығында өзгертілді. Жоғары беру жылдамдығы жалпы басып шығару уақытын қысқартуға мүмкіндік береді, алайда мұндай жағдайда материалдың термиялық біртектілігі бұзылуы мүмкін. Жылдам экструзия кезінде материал жеткілікті түрде қызбай, қабаттар арасындағы адгезия әлсірейді, бұл дайын өнімнің құрылымдық тұтастығына теріс әсер етеді.

Керісінше, өте баяу жылдамдықтар материалдың шамадан тыс қызуына және оның артық ағуына әкеліп соғады, нәтижесінде дайын өнімнің геометриялық дәлдігі төмендеуі мүмкін.

Сонымен қатар, әрбір қабаттың қалыңдығы соңғы бұйымның беткі сапасы мен дәлдігін анықтауда маңызды рөл атқарады. Жіңішке қабаттар (0,1 мм) жоғары ажыратымдылық пен айқын бөлшектер береді, бірақ басып шығару уақыты айтарлықтай артады. Қалың қабаттар (0,4 мм) өндірістік өнімділікті арттырғанымен, сапаның төмендеуіне және құрылымдық ақаулардың пайда болуына себеп болуы мүмкін.

Бұл зерттеуде қабат қалыңдығы 0.1 мм-ден 0.4 мм-ге дейінгі аралықта таңдалып алынды. Жіңішке қабаттар арқылы алынған бұйымдарда бөлшектердің нақтылығы жоғары, алайда өндіріс уақыты едәуір артады. Қалың қабаттар керісінше, уақытты үнемдегенімен, бет сапасын төмендетіп, құрылымдық кемшіліктер туындатуы ықтимал.

FDM басып шығару процесінде қолданылатын материал да дайын өнімнің қасиеттеріне айтарлықтай әсер етеді. Бұл зерттеуде кеңінен қолданылатын үш полимер қолданылды: PLA (полимолочная қышқылы), ABS (акрилонитрил-бутадиен-стирол) және PETG (гликольмен модификацияланған полиэтилентерефталат). Әр материалдың өзіндік физика-механикалық қасиеттері бар, бұл оларды нақты қолдану салаларына бейімдейді. PLA қаттылығы мен экологиялық тазалығы арқасында ерекшеленеді, бірақ жоғары температураларға төзімділігі төмен. ABS — берік және термиялық тұрақты материал, бірақ оның кішіреюі мен майысуға бейімділігі бар. PETG жоғары механикалық беріктік пен жақсы қабатаралық адгезияны үйлестіре отырып, өндірістік мақсаттарға кеңінен қолданылады.

COMPARISON OF PROPERTIES

PLA Polylactic Acid Biodegradable Biodegradable	ABS Acrylonitrile Butadiene Styrene Durable	PETG Polyethylene Terephthalate Glycol Tough
Nozzle Temperature	220–250 °C	230–250 °C
Strength	Moderate	High
Heat Resistance	~ 50 °C	~ 75 °C
Other Characteristics	Low warping, stiff	Prone to warping
Other Characteristics	Low warping, stiff	Low shrinkage, flexible

3 сурет - FDM 3D-баспаға арналған PLA, ABS және PETG материалдарының салыстырмалы талдауы

Бұл визуалды иллюстрация Fused Deposition Modeling (FDM) әдісінде кеңінен қолданылатын үш негізгі термопластиктің — PLA, ABS және PETG — сипаттамаларын салыстыра отырып ұсынады. Мұнда әр материалдың механикалық беріктігі, термиялық тұрақтылығы, баспа дәлдігі және функционалдық қолайлылығы қарастырылған. Бұл мәліметтер инженерлік немесе биомедициналық қолдану мақсатында ең қолайлы материалды таңдауға негіз болады.

Басып шығару аяқталғаннан кейін үлгілерге кешенді сапа талдауы жүргізілді. Компьютерлік көру технологиясы арқылы беткі ақаулар жедел анықталды, ал қолмен жүргізілген тексеру бұл нәтижелерді толықтырды. Әсіресе қабаттардың ажырауы, қабаттар арасындағы әлсіз адгезия, ішкі қуыстар, беткі бұзылулар және 3D модельден ауытқулар сияқты проблемаларға ерекше назар аударылды.

Эксперименттің мақсаты — FDM параметрлерінің дайын өнім сапасына әсерін бағалау болды. Кейінгі деректерді талдау кезінде қателер ықтималдығын төмендететін және өнімнің геометриялық дәлдігін арттыратын оңтайлы параметрлік ауқымдар анықталды.

Нәтижелер PLA мен PETG үшін саптама температурасы 200–220°C аралығында болғанда ең жақсы қабат адгезиясы мен аз ақау деңгейіне қол жеткізілетінін көрсетті. ABS материалы үшін оңтайлы нәтиже шамамен 240°C-та байқалды. Бұл мәндерден ауытқу көбінесе термиялық тұрақсыздық тудырып, деформация мен құрылымдық әлсіздікке әкелді.

Зерттеу барысында материал беру жылдамдығы мен өнімнің өлшемдік дәлдігі арасындағы айқын байланыс та анықталды. 60 мм/с-тен жоғары жылдамдықтар күрделі геометриялы құрылымдарда нақтылықтың айтарлықтай төмендеуіне алып келді. Көпшілік материалдар үшін ең жақсы жылдамдық 40–50 мм/с аралығында анықталды.

Қабат қалыңдығы да бөлшек детализациясында шешуші рөл атқарды: 0,1 мм минималды қабатпен ең жоғары дәлдікке қол жеткізілді, бірақ бұл басып шығару уақытын едәуір ұзартты.

Материалдардың салыстырмалы талдауы PETG-нің механикалық беріктігі, термиялық төзімділігі және қабаттар арасындағы жақсы адгезиясымен ерекшеленетінін көрсетті — бұл оны функционалдық прототиптеу үшін ең жақсы таңдау етеді. PLA геометриялық дәлдігімен және баспа тұрақтылығымен ерекшеленді, алайда жоғары температурада жұмыс істеу қабілеті шектеулі. ABS құрылымдық беріктігі жоғары болғанымен, деформация мен шөгуге бейім, бұл оның баспа процесінде температураны және қоршаған ортаны дәл реттеуді қажет ететінін көрсетеді.

Нәтижелер мен талқылау.

Бұл зерттеу FDM технологиясындағы негізгі параметрлердің дайын өнім сапасына әсерін айқын көрсетеді. Салыстырмалы талдау саптама температурасы мен материал беру жылдамдығының аздаған өзгерістерінің өзі өнімнің беріктігіне, геометриялық дәлдігіне және құрылымдық тұтастығына айтарлықтай әсер ететінін көрсетті. Бұл тұжырымдар Zhang және басқалары (2021), сондай-ақ Lee & Kim (2020) сияқты зерттеулермен сәйкес келеді, олар баспа параметрлерін нақты бақылаудың маңыздылығын атап өтті.

Әр полимердің өзіндік оңтайлы өңдеу ауқымы бар екені анықталды. PETG температураның ауытқуларына төзімді және жақсы қабатаралық адгезия көрсетіп, кең ауқымды қолдану үшін әмбебап материал ретінде ерекшеленеді. ABS үшін деформация мен жарықшақтануды болдырмау үшін тұрақты термиялық орта қажет — бұл, әсіресе, ірі көлемді бөлшектерді немесе сериялық өндірісті жүзеге асырғанда өте маңызды.

Зерттеудегі маңызды қорытындылардың бірі — қабат қалыңдығы мен энергия тұтыну арасындағы байланыс: жұқа қабаттар бөлшек дәлдігін арттырса да, басып шығару уақытын және сәйкесінше энергия шығынын арттырады. Бұл әсіресе ауқымды және тұрақты өндіріс үшін сапа мен энергия тиімділігінің тепе-теңдігін қамтамасыз етудің маңыздылығын көрсетеді.

Компьютерлік көру әдістерін қолдану ақауларды объективті және тұрақты түрде анықтауға мүмкіндік берді, ал статистикалық корреляциялық әдістер жеке және біріктірілген параметрлердің өнім нәтижелеріне қалай әсер ететінін терең талдауға жағдай жасады. Бұл зерттеу нәтижелері автономды өзін-өзі реттейтін 3D-баспа жүйелерін әзірлеуге негіз болады.

Зерттеу FDM әдісімен басып шығарылған бөлшектердің сапасы саптама температурасы, материал беру жылдамдығы және қабат қалыңдығы сияқты негізгі параметрлерге айтарлықтай сезімтал екенін растады. Ғылыми маңыздылығы — осы параметрлердің PLA, ABS және PETG сияқты әртүрлі термопластиктер негізінде дайындалған компоненттердің механикалық беріктігіне, өлшемдік дәлдігіне және функционалдық мінез-құлқына қалай әсер ететінін кешенді түрде зерттеуінде.

Параметрлерді икемдеу, сапаны екі деңгейлі бағалау әдістемесі және статистикалық модельдеуді біріктіретін бұл әдіс әр материал үшін нақты баспа режимдерін анықтауға мүмкіндік берді, нәтижесінде сенімділік пен консистенция артты. Алынған мәліметтер өндірістік ақауларды азайту және тиімділікті арттыруға бағытталған бейімделетін баспа хаттамаларын әзірлеу үшін негіз бола алады.

Зерттеудің практикалық маңыздылығы — оның өндірістік ортада тікелей қолдануға жарамдылығында, атап айтқанда материал таңдау мен технологиялық параметрлерді нақты өндірістік мақсаттарға сәйкестендіруде. Айқындалған тәуелділіктер болашақта интеллектуалды сапа бақылау жүйелерін интеграциялау және машиналық оқыту алгоритмдерін пайдалану арқылы FDM процестерін оңтайландыру бағытындағы зерттеулерге негіз болады.

Қорытынды.

Жүргізілген зерттеу нәтижелері аддитивті өндіріс үдерісінде өнім сапасына әсер ететін негізгі технологиялық параметрлердің (саптама температурасы, материал беру жылдамдығы, қабат қалыңдығы және материал түрі) маңыздылығын нақты дәлелдейді. Құрылымдық тұрақтылық пен геометриялық дәлдік сияқты сипаттамаларға бұл факторлардың әсері елеулі болып табылады. Қабылданған гибридік әдістеме – статистикалық талдау мен жасанды интеллект алгоритмдерін (CNN, XGBoost, Autoencoder) бір арнаға тоғыстыру – баспа сапасына ықпал ететін ақауларды дәл болжауға мүмкіндік берді және нақты уақыт режимінде түзету механизмдерін іске асыруға жол ашты.

Компьютерлік көру технологиясын қолдану сапаны визуалды бақылауды автоматтандыру арқылы субъективті бағалаудан арылуға және ақауларды жүйелі түрде тіркеуге мүмкіндік берді. ANOVA және PCA секілді әдістерді қолдану, өз кезегінде, негізгі параметрлердің ықпал деңгейін нақтылауға жағдай жасап, сапаға әсер ететін айнымалыларды оңтайландыруға негіз қалады.

Бұл жұмыс аддитивті өндірістегі сапа мониторингісінің интеллектуалды жүйелерін әзірлеу бағытында маңызды ғылыми-тәжірибелік база қалыптастырады. Зерттеу нәтижелері өндірістік процестің энергия тиімділігін, қайталанымдылығын және сенімділігін арттырумен қатар, медициналық және инженерлік салаларда жоғары дәлдікті талап ететін жеке өнімдер мен прототиптерді жасау үшін қолдануға болады.

Осылайша, интеллектуалды сапа бақылауына арналған адаптивті жүйелер аддитивті өндірісті автоматтандырудың келесі кезеңіне өтуге мүмкіндік беріп, 3D баспаның өндірістік әлеуетін жаңа деңгейге көтереді.

Қосымша ретінде, зерттеу барысында алынған нәтижелер отандық өнеркәсіп пен білім беру жүйесі үшін де айрықша маңызға ие. Қазақстан жағдайында аддитивті технологияларды кеңінен енгізу үшін сапаны бақылау бойынша осындай интеллектуалды тәсілдер аса қажет. Әсіресе медициналық модельдер мен протездік құрылымдарды дайындауда әрбір миллиметр дәлдік клиникалық нәтижеге тікелей әсер етеді. Бұл ретте, дәл басу параметрлерін алдын ала болжай отырып, ақауларды азайту тек экономикалық тиімділікке ғана емес, пациенттердің қауіпсіздігі мен сенімділігіне де кепіл болады.

Сондай-ақ, ұсынылған әдістеме экологиялық тұрақтылықты қамтамасыз етуге үлес қосады, себебі өндірістік қалдықтарды азайту және энергияны тиімді пайдалану арқылы тұрақты даму қағидаттарын іске асыруға мүмкіндік береді. Машиналық оқыту үлгілері арқылы деректерді интеллектуалды өңдеу 3D баспа жүйесінің өзіндік бейімделу қабілетін арттырып, ақауларға дер кезінде жауап беруді қамтамасыз етеді. Мұндай тәсіл болашақта толық автоматтандырылған, адам факторынан тәуелсіз, өзін-өзі түзететін аддитивті өндіріс кешендерін құруға жол ашады.

ӘДЕБИЕТТЕР

[1] Амалник, М. С., Хабибифар, Н., Хамид, М., Бастан, М. Интеллектуальный алгоритм прогнозирования спроса на конечный продукт в фармацевтических подразделениях. — Международный журнал обеспечения систем и управления, 2019. — Т. 11, № 2. — С. 1–13. DOI: 10.1007/s13198-019-00879-6. ResearchGate

[2] Бэнкер, С. Машинное обучение и искусственный интеллект в планировании спроса. — Forbes, 2017. — 8 декабря.

[3] Бенкачча, С., Эль Хилали Алауи, А., Бумхиди, Ж. Прогнозирование спроса с использованием искусственных нейронных сетей: применение в фармацевтической промышленности Марокко. — Международный журнал компьютерных наук, 2013. — Т. 10, № 2. — С. 367–375. ResearchGate

[4] Карбонно, Р., Лафрамбуаз, К., Вахидов, Р. Применение методов машинного обучения для прогнозирования спроса в цепочках поставок. — Европейский журнал оперативных исследований, 2008. — Т. 184, № 3. — С. 1140–1154.

[5] Джандан, Г., Ташкин, М. Ф., Язган, Х. Прогнозирование спроса в фармацевтической промышленности с использованием нейро-нечеткого подхода. — Журнал управленческих информационных наук, 2014. — Т. 2. — С. 41–49. ResearchGate

[6] Эфендигил, Т., Онют, С., Кахраман, Ч. Система поддержки принятия решений для прогнозирования спроса с использованием ИНС и нечетких нейронных сетей: сравнительный анализ. — Экспертные системы с приложениями, 2009. — Т. 36, № 3. — С. 6697–6707. ResearchGate

[7] Феррейра, П., Араужу, Р., Пинту, А. М. Система поддержки принятия решений на основе ИНС для прогнозирования спроса на продукты с коротким сроком годности. — Международный журнал экономики производства, 2008. — Т. 106, № 1. — С. 659–677.

[8] Гоуси, Р., Гоуси, П., Гоуси, С. Прогнозирование паттернов потребления лекарств с использованием методов интеллектуального анализа данных. — Международный журнал компьютерных приложений, 2012. — Т. 59, № 10. — С. 1–6. ResearchGate

[9] Джайн, А., Кумар, М., Кумар, А. Гибридные модели нейронных сетей для прогнозирования гидрологических временных рядов. — Прикладные мягкие вычисления, 2009. — Т. 9, № 4. — С. 1325–1339.

[10] Керкканен, А. Повышение качества практик прогнозирования спроса в промышленности. — Международный журнал логистических исследований и приложений, 2010. — Т. 13, № 4. — С. 301–314.

[11] Хосрави, А., Нахаванди, С., Крейгтон, Д. Интервалы прогнозирования краткосрочной выработки энергии на ветряных электростанциях. — Труды IEEE по устойчивой энергетике, 2011. — Т. 2, № 3. — С. 451–462.

[12] Ли, Ч. Ю., Чианг, Ч. Ю. Двухэтапный подход к прогнозированию спроса в полупроводниковой промышленности. — Международный журнал производственных исследований, 2016. — Т. 54, № 17. — С. 5191–5205.

[13] Макас, М., Рохас, И., Валенсуэла, О., Рохас, Ф. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием гибридных ИНС. — Energies, 2016. — Т. 9, № 9. — С. 1–17.

[14] Ментцер, Дж. Т., Мун, М. А. Понимание спроса. — Обзор управления цепями поставок, 2004. — Т. 8, № 4. — С. 38–45.

[15] Мишра, С., Патра, С. С. Прогнозирование спроса на продукты с коротким сроком годности на основе ИНС. — Международный журнал искусственного интеллекта, 2008. — Т. 1, № A08. — С. 1–12.

[16] Муралитхаран, К., Сактхивел, Н. Р., Ши, Ю. Прогнозирование спроса с использованием нейронных сетей для интеллектуальной энергосети. — Исследования в области электрических энергетических систем, 2018. — Т. 155. — С. 119–124.

[17] Мюррей, П., Агард, Б., Барахас, М. Прогнозирование спроса с учетом макроэкономических показателей и кластеров клиентов. — Procedia CIRP, 2015. — Т. 30. — С. 520–525.

[18] Нью, Д. Х., Ванг, Дж. З., Лу, Х. Ю. Краткосрочное прогнозирование нагрузки с использованием метода аналогичных дней. — Технологии энергетических систем, 2010. — Т. 34, № 2. — С. 123–127. ResearchGate

[19] Перея, Х. М., Гарсия, Ф. П., Гонсалес, Х. Р. Краткосрочное прогнозирование нагрузки с использованием ИНС. — Energies, 2018. — Т. 11, № 12. — С. 1–15.

[20] Раза, М. К., Хосрави, А. Обзор методов прогнозирования нагрузки, основанных на ИИ, для интеллектуальных сетей и зданий. — Обзоры возобновляемой и устойчивой энергетики, 2015. — Т. 50. — С. 1352–1372.

[21] Сзоплик, Й. Прогнозирование потребления природного газа с помощью ИНС. — Энергия, 2015. — Т. 85. — С. 208–220.

[22] Ванг, Дж., Лу, Х., Ванг, Дж. Прогнозирование спроса для энергетической сети с использованием гибридной интеллектуальной модели. — Энергия, 2012. — Т. 37.

REFERENCES

[1] Amalnick, M. S., Habibifar, N., Hamid, M., Bastan, M. An Intelligent Algorithm for Final Product Demand Forecasting in Pharmaceutical Units. — International Journal of Systems Assurance Engineering and Management, 2019. — Vol. 11, No. 2. — P. 1–13. DOI: 10.1007/s13198-019-00879-6. ResearchGate

[2] Banker, S. Machine Learning and Artificial Intelligence in Demand Planning. — Forbes, 2017. — December 8. Форбс

- [3] Benkachcha, S., El Hilali Alaoui, A., Boumhidi, J. Demand Forecasting Using Artificial Neural Networks: Application to the Moroccan Pharmaceutical Industry. — *International Journal of Computer Science Issues*, 2013. — Vol. 10, No. 2. — P. 367–375. ResearchGate
- [4] Carbonneau, R., Laframboise, K., Vahidov, R. Application of Machine Learning Techniques for Supply Chain Demand Forecasting. — *European Journal of Operational Research*, 2008. — Vol. 184, No. 3. — P. 1140–1154.
- [5] Candan, G., Taskin, M. F., Yazgan, H. Demand Forecasting in Pharmaceutical Industry Using Neuro-Fuzzy Approach. — *Journal of Management Information Science*, 2014. — Vol. 2. — P. 41–49. ResearchGate
- [6] Efendigil, T., Önüt, S., Kahraman, C. A Decision Support System for Demand Forecasting with Artificial Neural Networks and Fuzzy Neural Networks: A Comparative Analysis. — *Expert Systems with Applications*, 2009. — Vol. 36, No. 3. — P. 6697–6707. ResearchGate
- [7] Ferreira, P., Araújo, R., Pinto, A. M. A Neural Network-Based Decision Support System for the Demand Forecasting of Short Shelf-Life Products. — *International Journal of Production Economics*, 2008. — Vol. 106, No. 1. — P. 659–677.
- [8] Ghousi, R., Ghousi, P., Ghousi, S. Forecasting Medicine Consumption Patterns Using Data Mining Techniques. — *International Journal of Computer Applications*, 2012. — Vol. 59, No. 10. — P. 1–6. ResearchGate
- [9] Jain, A., Kumar, M., Kumar, A. Hybrid Neural Network Models for Hydrologic Time Series Forecasting. — *Applied Soft Computing*, 2009. — Vol. 9, No. 4. — P. 1325–1339.
- [10] Kerkkanen, A. Improving Demand Forecasting Practices in the Industrial Context. — *International Journal of Logistics Research and Applications*, 2010. — Vol. 13, No. 4. — P. 301–314.
- [11] Khosravi, A., Nahavandi, S., Creighton, D. Prediction Intervals for Short-Term Wind Farm Power Generation Forecasts. — *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2011. — Vol. 2, No. 3. — P. 451–462.
- [12] Lee, C. Y., Chiang, C. Y. A Two-Stage Approach for Demand Forecasting in Semiconductor Industry. — *International Journal of Production Research*, 2016. — Vol. 54, No. 17. — P. 5191–5205.
- [13] Macas, M., Rojas, I., Valenzuela, O., Rojas, F. Short-Term Electric Load Forecasting with Hybrid Artificial Neural Networks. — *Energies*, 2016. — Vol. 9, No. 9. — P. 1–17.
- [14] Mentzer, J. T., Moon, M. A. Understanding Demand. — *Supply Chain Management Review*, 2004. — Vol. 8, No. 4. — P. 38–45.
- [15] Mishra, S., Patra, S. S. Artificial Neural Network Based Demand Forecasting for Short Shelf-Life Food Products. — *International Journal of Artificial Intelligence*, 2008. — Vol. 1, No. A08. — P. 1–12.
- [16] Muralitharan, K., Sakthivel, N. R., Shi, Y. Neural Network Based Demand Forecasting for Smart Grid. — *Electric Power Systems Research*, 2018. — Vol. 155. — P. 119–124.
- [17] Murray, P., Agard, B., Barajas, M. Demand Forecasting Considering Macroeconomic Indicators and Customer Clusters. — *Procedia CIRP*, 2015. — Vol. 30. — P. 520–525.
- [18] Niu, D. X., Wang, J. Z., Lu, H. Y. Short-Term Load Forecasting Using Improved Similar Days Method. — *Power System Technology*, 2010. — Vol. 34, No. 2. — P. 123–127. ResearchGate
- [19] Perea, H. M., García, F. P., González, J. R. Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks. — *Energies*, 2018. — Vol. 11, No. 12. — P. 1–15.

[20] Raza, M. Q., Khosravi, A. A Review on Artificial Intelligence Based Load Demand Forecasting Techniques for Smart Grid and Buildings. — Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015. — Vol. 50. — P. 1352–1372.

[21] Szoplik, J. Forecasting of Natural Gas Consumption with Artificial Neural Networks. — Energy, 2015. — Vol. 85. — P. 208–220.

[22] Wang, J., Lu, H., Wang, J. Demand Forecasting for Power Grid Using a Hybrid Intelligent Model. — Energy, 2012. — Vol. 37

Arailym Kenzhebay, doctoral student, Alikhan Bokeikhan University, Semey, Kazakhstan, salik2000@icloud.com

Ardak Karipzhanova, PhD, Alikhan Bokeikhan University, Semey, Kazakhstan, kamilakz2001@mail.ru

Aislu Kassekeyeva, PhD, senior lecturer, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, aibike-7474@yandex.kz

Anet Tursynzhan, master, teacher, Alikhan Bokeikhan University, Semey, Kazakhstan, tursinganov@gmail.com

Mira Kaldarova, PhD, Astana International University, Astana, Kazakhstan, kmiraj82@mail.ru

HYBRID APPROACH TO QUALITY CONTROL IN ADDITIVE MANUFACTURING: COMBINATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND STATISTICAL ANALYSIS METHODS

Abstract. The article presents the development of a hybrid approach to quality control in additive manufacturing using the Fused Deposition Modeling (FDM) method, based on the integration of artificial intelligence techniques and statistical analysis. The study substantiates the need to shift from traditional quality control methods to intelligent monitoring systems capable of real-time defect detection and process analysis. The results of the analysis emphasize the effective application of techniques such as ANOVA, PCA, artificial intelligence algorithms, and image-based recognition systems in identifying irregularities and predicting potential issues in additive production. These technologies also play a vital role in fine-tuning critical FDM process parameters. The proposed integrated approach demonstrates considerable advantages in enhancing accuracy, process uniformity, and overall operational stability in 3D printing environments.

Keywords: additive technologies, fused deposition modeling (FDM), quality assurance, artificial intelligence, computer vision systems, multivariate analysis, defect forecasting, process tuning, neural network architectures, statistical tools, adaptive manufacturing, automation, non-destructive evaluation, intelligent control systems.

Арайлым Кенжебай, докторант, Alikhan Bokeikhan University, Семей, Казахстан, salik2000@icloud.com

Ардак Карипжанова, PhD, Alikhan Bokeikhan University, Семей, Казахстан, kamilakz2001@mail.ru

Айсулу Касекеева, PhD, старший преподаватель, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Казахстан, aibike-7474@yandex.kz

Анет Турсынжан, магистр, преподаватель, Alikhan Bokeikhan University, Семей, Казахстан, tursinganov@gmail.com

Мира Калдарова, PhD, Astana International University, Астана, Казахстан, kmiraj82@mail.ru

ГИБРИДНЫЙ ПОДХОД К КОНТРОЛЮ КАЧЕСТВА В АДДИТИВНОМ ПРОИЗВОДСТВЕ: КОМБИНАЦИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И СТАТИСТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

Аннотация. Статья посвящена разработке гибридного подхода к контролю качества в аддитивном производстве методом FDM, основанного на интеграции методов искусственного интеллекта и статистического анализа. В работе обоснована необходимость перехода от традиционных методов контроля к интеллектуальным системам мониторинга, обеспечивающим анализ качества в реальном времени. Представлены результаты применения методов ANOVA, PCA, компьютерного зрения и алгоритмов машинного обучения для выявления и прогнозирования дефектов, а также оптимизации ключевых параметров печати. Предложенный подход демонстрирует высокую эффективность в повышении точности, надежности и производственной устойчивости в 3D-печати.

Ключевые слова: аддитивное производство, 3D-печать, контроль качества, машинное обучение, компьютерное зрение, статистический анализ, ANOVA, PCA, интеллектуальные системы, оптимизация процессов, прогнозирование дефектов, адаптивное управление, FDM, глубокие нейронные сети, неразрушающий контроль, промышленная автоматизация.

Кабылданған күні: 2024 жылғы 19 шілде
Рецензиядан өткен күні: 2025 жылғы 21 сәуір
Мақұлданған күні: 2025 жылғы 03 маусым