Мақала түсті: 25.11.2025
Мақала қабылданды: 18.12.2025
ӘОЖ: 616.12-008.46-036.12
ҒТАХА: 76.29.17.11.15
DOI: 10.24412/1609-8692-2025-4-46-56

Мақала түрі: құрылымдалған нарративтік шолу

КОМОРБИДТІ ЖАҒДАЙЛАРДЫ ЕСКЕРЕ ОТЫРЫП, СОЗЫЛМАЛЫ ЖҮРЕК ЖЕТКІЛІКСІЗДІГІ БАР ПАЦИЕНТТЕРДІҢ ӨМІР СҮРУ БОЛЖАМЫН ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ КӨМЕГІМЕН БАҒАЛАУ

Усманова Э.У.[1]*, Джумабеков А.Т.[2], Рустамова Ф.Е.[3], Төлеу А.А.[4]
[1] *№4 қалалық клиникалық аурухана, Алматы, Қазақстан*
[2] *«ҚДСЖМ» Қазақстандық медицина университеті ЖШС, Алматы, Қазақстан*
[3] *С.Ж. Асфендияров атындағы Қазақ ұлттық медицина университеті, Алматы, Қазақстан*
[4] *Марат Оспанов атындағы Батыс Қазақстан медицина университеті, Ақтөбе, Қазақстан*
** Хат-хабар алмасуға жауапты автор*

Кіріспе. Созылмалы жүрек жеткіліксіздігі (СЖЖ) өлім-жітім мен қайта госпитализация қаупі жоғары клиникалық синдром болып табылады. Созылмалы бүйрек ауруы, 2 типті қант диабеті және өкпенің созылмалы обструктивті ауруы сияқты коморбидті жағдайлар болжамды нашарлатып, тәуекелді бағалауды күрделендіреді. Көпөлшемді клиникалық деректерді өңдеуге қабілетті жасанды интеллект (ЖИ) және машиналық оқыту (ML) осы контексте тәуекелді стратификациялаудың перспективалы құралдары ретінде қарастырылады.
Мақсаты. Коморбидті жағдайларды ескере отырып, СЖЖ бар пациенттерде өлім-жітім мен клиникалық нәтижелерді болжауға арналған ЖИ/ML модельдері туралы деректерді жүйелеу, олардың дискриминациялық қабілетін, валидациясын және клиникалық қолданылу шектеулерін бағалау.
Материалдар мен әдістер. Қолжазбаның библиографиялық тізіміне енгізілген 2021–2025 жылдардағы 21 жарияланымға құрылымдалған нарративтік синтез жүргізілді. Талдауға болжамдық және диагностикалық модельдерді әзірлеу/валидациялау зерттеулері, жүйелі шолулар және тақырыптық шолулар кірді. Негізгі бағалау бағыттары: өлім-жітім мен госпитализацияны болжау, коморбидті факторларды модельге енгізу, AUC/C-index көрсеткіштері, сыртқы валидация, калибрация, түсіндірмелілік және клиникалық тасымалданушылық. Әдіснамалық әртектілікке байланысты сандық біріктіру жүргізілген жоқ.
Нәтижелер. ЖИ/ML модельдерінің нәтижелері перспективалы, бірақ біркелкі емес. Жүрек жеткіліксіздігі бар реанимациялық пациенттердегі stacking-модель AUROC 0,8255 көрсетті, ал электрондық медициналық жазбаларға негізделген 90 күндік өлім қаупі моделінде деривациялық AUC 0,817, екі тәуелсіз когортада 0,750 және 0,723 болды. Сыртқы валидацияланған модельдерге арналған жүйелі шолуда AUC 0,6494–0,913 аралығында өзгерді. 28 зерттеуді қамтыған мета-талдауда біріктірілген C-index жаттықтыру жиынтығында 0,781, валидациялық жиынтықта 0,758 болды. Бүйрек дисфункциясы мен қант диабеті бар пациенттерге арналған модельдер коморбидті белгілердің болжамдық маңызын көрсетті; HFpEF бойынша ЖИ ең алдымен диагнозды анықтауды жақсартуға бағытталған.
Талқылау. ЖИ дәстүрлі шкалаларға қарағанда күрделі және сызықтық емес байланыстарды өңдей алады, алайда модельдер арасында популяция, болжам көкжиегі, соңғы нүктелер және валидация тәсілдері бойынша айқын әртектілік бар. Коморбидтіліктің клиникалық маңызы жоғары болғанымен, барлық зерттеулер көп аурулы профильді арнайы модельдемейді. Сыртқы және проспективті валидацияның жеткіліксіздігі, калибрация туралы толық емес есептілік, деректердің ығысуы және «қара жәшік» мәселесі кең клиникалық енгізуді шектейді.
Қорытынды. ЖИ және ML СЖЖ бар пациенттердің өлім қаупін стратификациялауда маңызды әлеуетке ие, әсіресе коморбидтілік пен электрондық медициналық жазбалардағы көпөлшемді деректерді ескергенде. Клиникалық практикаға енгізу үшін модельдердің әртүрлі популяцияларда сыртқы және проспективті валидациясы, калибрациясы, түсіндірмелілігі және нақты клиникалық пайдасы дәлелденуі қажет.
Түйінді сөздер: созылмалы жүрек жеткіліксіздігі; жасанды интеллект; машиналық оқыту; коморбидтілік; болжам; өлім-жітім; тәуекелді стратификациялау.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЫЖИВАЕМОСТИ ПАЦИЕНТОВ С ХРОНИЧЕСКОЙ СЕРДЕЧНОЙ НЕДОСТАТОЧНОСТЬЮ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА С УЧЕТОМ КОМОРБИДНЫХ СОСТОЯНИЙ

Усманова Э.У.[1]*, Джумабеков А.Т.[2], Рустамова Ф.Е.[3], Толеу А.А.[4]

[1] Городская клиническая больница №4, Алматы, Казахстан
[2] Казахстанский медицинский университет «ВШОЗ», Алматы, Казахстан
[3] Казахский национальный медицинский университет имени С.Д. Асфендиярова, Алматы, Казахстан
[4] Западно-Казахстанский медицинский университет имени Марата Оспанова, Актобе, Казахстан

Введение. Хроническая сердечная недостаточность (ХСН) сопровождается высоким риском смерти и повторных госпитализаций. Хроническая болезнь почек, сахарный диабет 2 типа и хроническая обструктивная болезнь легких усложняют течение заболевания и снижают точность универсальных подходов к прогнозированию. Искусственный интеллект (ИИ) и машинное обучение (ML), способные анализировать многомерные клинические данные, рассматриваются как перспективные инструменты персонализированной стратификации риска.
Цель. Систематизировать данные об ИИ/ML-моделях прогнозирования смертности и клинических исходов при ХСН с учетом коморбидных состояний и оценить их дискриминационную способность, валидацию и ограничения клинической применимости.
Материалы и методы. Выполнен структурированный нарративный синтез 21 публикации 2021–2025 гг., включенной в библиографию рукописи. Анализировались исследования разработки и валидации прогностических и диагностических моделей, систематические и тематические обзоры. Оценивали прогноз смертности и госпитализации, учет коморбидных факторов, показатели AUC/C-index, внешнюю валидацию, калибровку, интерпретируемость и переносимость моделей. Из-за методологической неоднородности количественное объединение результатов не проводилось.
Результаты. Показатели ИИ/ML-моделей были многообещающими, но неоднородными. Stacking-модель для пациентов с сердечной недостаточностью в отделении интенсивной терапии продемонстрировала AUROC 0,8255; модель 90-дневной смертности на основе электронных медицинских записей показала AUC 0,817 в деривационной и 0,750/0,723 в двух независимых когортах. В систематическом обзоре внешне валидированных моделей AUC варьировала от 0,6494 до 0,913. В метаанализе 28 исследований объединенный C-index составил 0,781 в обучающих и 0,758 в валидационных наборах. Модели при почечной дисфункции и сахарном диабете продемонстрировали прогностическую значимость коморбидных признаков; ИИ при HFpEF преимущественно изучался как инструмент улучшения выявления заболевания.
Обсуждение. ИИ позволяет учитывать сложные нелинейные связи, однако прямое сравнение моделей ограничено различиями популяций, горизонтов прогнозирования, конечных точек и методов валидации. Не все исследования специально моделируют мультиморбидность. Недостаток внешней и проспективной валидации, неполная отчетность о калибровке, риск сдвига данных и низкая интерпретируемость ограничивают широкое клиническое внедрение.
Заключение. ИИ и ML обладают значительным потенциалом для стратификации риска смерти при ХСН, особенно при интеграции коморбидности и многомерных данных электронных медицинских записей. Для клинического применения необходимы внешняя и проспективная валидация в разных популяциях, подтверждение калибровки, интерпретируемости и реальной клинической пользы.
Ключевые слова: хроническая сердечная недостаточность; искусственный интеллект; машинное обучение; коморбидность; прогноз; смертность; стратификация риска.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED SURVIVAL PREDICTION IN PATIENTS WITH CHRONIC HEART FAILURE CONSIDERING COMORBIDITIES

E.U. Usmanova[1]*, A.T. Dzhumabekov[2], F.E. Rustamova[3], A.A. Toleu[4]

[1] City Clinical Hospital No. 4, Almaty, Kazakhstan
[2] Kazakhstan Medical University "KSPH", Almaty, Kazakhstan
[3] S.D. Asfendiyarov Kazakh National Medical University, Almaty, Kazakhstan
[4] Marat Ospanov West Kazakhstan Medical University, Aktobe, Kazakhstan

Introduction. Chronic heart failure (CHF) is associated with a high risk of death and recurrent hospitalization. Chronic kidney disease, type 2 diabetes mellitus, and chronic obstructive pulmonary disease complicate its course and reduce the

suitability of one-size-fits-all prognostic approaches. Artificial intelligence (AI) and machine learning (ML), which can process multidimensional clinical data, are increasingly considered for personalized risk stratification.
Objective. To synthesize evidence on AI/ML models for predicting mortality and clinical outcomes in CHF while considering comorbid conditions, and to assess their discrimination, validation, and limitations for clinical use.
Methods. A structured narrative synthesis was conducted using the 21 publications from 2021–2025 included in the manuscript bibliography. Studies of prognostic and diagnostic model development/validation, systematic reviews, and thematic reviews were examined. Key domains included mortality and hospitalization prediction, incorporation of comorbid features, AUC/C-index, external validation, calibration, interpretability, and model transportability. No quantitative pooling was performed because of methodological heterogeneity.
Results. AI/ML performance was promising but heterogeneous. A stacking model in intensive-care patients with heart failure achieved an AUROC of 0.8255, while an electronic health record model for 90-day mortality achieved an AUC of 0.817 in the derivation cohort and 0.750/0.723 in two independent cohorts. A systematic review of externally validated models reported AUCs ranging from 0.6494 to 0.913. In a meta-analysis of 28 studies, the pooled C-index was 0.781 in training datasets and 0.758 in validation datasets. Models developed in patients with renal dysfunction or diabetes highlighted the prognostic contribution of comorbid features; AI in HFpEF has mainly been evaluated for improved disease detection.
Discussion. AI can capture complex nonlinear relationships, but comparisons are limited by heterogeneity in populations, prediction horizons, outcomes, and validation strategies. Not all studies explicitly model multimorbidity. Limited external and prospective validation, incomplete calibration reporting, data shift, and model opacity remain barriers to broad clinical implementation.
Conclusion. AI and ML have substantial potential for mortality risk stratification in CHF, particularly when comorbidity and multidimensional electronic health record data are integrated. Clinical adoption requires external and prospective validation across diverse populations, reliable calibration, interpretability, and evidence of real-world clinical benefit.
Keywords: chronic heart failure; artificial intelligence; machine learning; comorbidity; prognosis; mortality; risk stratification.

Кіріспе

Жүрек жеткіліксіздігі – өлім-жітімнің, қайталама госпитализацияның және денсаулық сақтау ресурстарын пайдаланудың жоғары деңгейімен сипатталатын күрделі клиникалық синдром. Жүрек-қантамыр аурулары әлемдік өлім құрылымында жетекші орын алады, ал жүрек жеткіліксіздігі егде жастағы пациенттерді ауруханаға жатқызудың жиі себептерінің бірі болып қала береді [1,2]. Қазақстандағы жүрек жеткіліксіздігінің эпидемиологиялық ерекшеліктері де клиникалық және ұйымдастырушылық тұрғыдан маңызды [3].

СЖЖ бар пациенттердің болжамы бір ғана жүрек функциясымен анықталмайды. Созылмалы бүйрек ауруы, қант диабеті, өкпенің созылмалы обструктивті ауруы және басқа коморбидті жағдайлар аурудың ағымын ауырлатып, дәрі-дәрмек таңдауға, госпитализация жиілігіне және өлім қаупіне ықпал етеді [5–8]. Бүйрек дисфункциясы жүрек пен бүйрек арасындағы екіжақты патофизиологиялық байланысты көрсетсе, қант диабеті метаболикалық және тамырлық тәуекелді күшейтеді. ЖЖ мен ӨСОА қатар жүргенде симптомдардың қабаттасуы, функционалдық шектеулер және терапиялық шешімдердің күрделілігі артады [8].

Дәстүрлі қауіп шкалалары, соның ішінде GWTG-HF және MAGGIC, клиникалық практикада пайдалы болғанымен, алдын ала таңдалған айнымалыларға және статистикалық болжамдарға сүйенеді. Машиналық оқыту үлкен көлемді және гетерогенді деректерден сызықтық емес өзара байланыстарды анықтауға, көптеген предикторларды бір уақытта бағалауға және күрделі фенотиптерді стратификациялауға мүмкіндік береді [9,10,14]. Сонымен бірге ЖИ-дің жоғары есептік өнімділігі автоматты түрде клиникалық пайдалықты білдірмейді: модельдің сыртқы валидациясы, калибрациясы, түсіндірмелілігі және жаңа популяцияға тасымалдануы шешуші мәнге ие [1,10,16].

Осы шолудың мақсаты – коморбидті жағдайларды ескере отырып, СЖЖ бар пациенттерде өмір сүру, өлім-жітім және клиникалық нәтижелерді болжауға арналған ЖИ/ML тәсілдерін талдау, олардың болжамдық көрсеткіштерін салыстыру және клиникалық енгізуге кедергі келтіретін негізгі әдіснамалық мәселелерді айқындау.

Ғылыми жаңалығы және практикалық маңызы

Шолудың ғылыми жаңалығы ЖИ модельдерін алгоритмдер тізімі ретінде емес, коморбидтілікке бейімделген клиникалық болжам жүйесі ретінде қарастыруында. Жұмыста тікелей өлім/өмір сүру болжамы, госпитализация қаупі және ауруды анықтау міндеттері бір-бірінен ажыратылып, бүйрек дисфункциясы, қант диабеті және ӨСОА контексіндегі дәлелдер салыстырылады. Сонымен қатар модель сапасы тек AUC немесе C-index арқылы емес, сыртқы валидация, калибрация, түсіндірмелілік және клиникалық тасымалданушылық тұрғысынан бағаланады. Практикалық маңызы – ЖИ-ді СЖЖ бар күрделі пациенттерде тәуекелді ерте стратификациялау құралы ретінде қай жағдайда қарастыруға болатынын және қандай жағдайда модель нәтижесін сақтықпен интерпретациялау қажет екенін көрсету.

Материалдар мен әдістер

Шолу дизайны және дәлелдер базасы

Жұмыс құрылымдалған нарративтік шолу форматында орындалды. Талдауға қолжазбаның библиографиялық тізіміне енгізілген 2021–2025 жылдары жарияланған 21 дереккөз алынды [1–21]. Дәлелдер базасына СЖЖ және жүрек-қантамыр ауруларындағы ЖИ/ML қолданылуына арналған шолулар, сыртқы немесе ішкі валидацияланған болжамдық модельдер, коморбидті топтардағы зерттеулер және жүйелі шолулар мен мета-талдаулар кірді. Толық репродукцияланатын іздеу хаттамасы мен PRISMA ағыны болмағандықтан, жұмыс жүйелі шолу ретінде ұсынылмайды.

Деректерді тақырыптық жүйелеу

Әр жарияланымнан клиникалық міндет, зерттеу популяциясы, негізгі коморбидті жағдайлар, қолданылған алгоритм немесе модель класы, болжамдық соңғы нүкте, дискриминация көрсеткіштері (AUC/AUROC немесе C-index), сыртқы валидацияның болуы және клиникалық қолданылуға әсер ететін шектеулер туралы мәліметтер жүйеленді. Нәтижелер келесі блоктар бойынша синтезделді: жалпы өлім-жітім болжамы; электрондық медициналық жазбалар және интенсивті терапия деректері; бүйрек дисфункциясы; қант диабеті; ӨСОА; HFpEF; модельдерді валидациялау және клиникалық енгізу.

Бағаланатын нәтижелер

Негізгі нәтижелер ретінде өлім қаупін және өмір сүруді болжау қарастырылды. Қосымша нәтижелерге қайта госпитализация, жүрек жеткіліксіздігін анықтау, жоғары қауіп тобын бөлу және терапия әсерінің модификаторларын анықтау кірді. Модель сапасы дискриминациямен ғана шектелмей, калибрация, сыртқы валидация, деректердің популяциялық сәйкестігі және түсіндірмелілік тұрғысынан қарастырылды. Зерттеулердің дизайны мен соңғы нүктелерінің әртектілігіне байланысты мета-аналитикалық біріктіру жүргізілген жоқ.

Нәтижелер

СЖЖ кезіндегі ЖИ және машиналық оқытудың болжамдық мүмкіндіктері

ЖИ мен ML жүрек жеткіліксіздігін диагностикалау, декомпенсацияны ерте анықтау, өлім-жітім мен қайта госпитализацияны болжау, емге жауапты бағалау және пациенттерді тәуекел бойынша стратификациялау үшін зерттелуде [1,9,10]. Бұл тәсілдердің артықшылығы – клиникалық, зертханалық, эхокардиографиялық және электрондық медициналық жазбалардан алынатын көптеген белгілерді бір модельде өңдеу мүмкіндігі.

Интенсивті терапиядағы жүрек жеткіліксіздігі бар 6699 пациенттің деректеріне негізделген stacking ensemble моделі өлім-жітімді болжауда AUROC 0,8255 көрсетіп, бірнеше базалық классификаторларды біріктірудің әлеуетін көрсетті [4]. Дегенмен жоғары дискриминация көрсеткіші модельдің басқа ауруханаларда дәл сондай жұмыс істейтінін өздігінен дәлелдемейді; тасымалданушылық үшін тәуелсіз валидация қажет.

Электрондық медициналық жазбаларға негізделген Weller және әріптестерінің 2025 жылғы моделінде 90 күндік

постгоспитализациялық өлім қаупі 48 сағат ішіндегі деректермен бағаланды. Деривациялық когортада AUC 0,817, ал екі тәуелсіз валидациялық когортада сәйкесінше 0,750 және 0,723 болды [15]. Бұл нәтиже модельдің бастапқы деректер жиынтығынан тыс ортада өнімділігінің төмендеуі мүмкін екенін және сыртқы валидацияның маңызын нақты көрсетеді.

Сыртқы валидациядан өткен ЖИ болжамдық модельдеріне арналған жүйелі шолуда AUC 0,6494–0,913, ал дәстүрлі статистикалық шкалаларда 0,622–0,806 аралығында болған [16]. Бұл кейбір ML модельдерінің жоғары дискриминацияға қол жеткізе алатынын көрсетеді, бірақ нәтижелер алгоритмнің атауына емес, деректер сапасына, популяцияға, соңғы нүктеге және валидация әдісіне тәуелді.

Өлім-жітім мен өмір сүруді тікелей модельдеу

СЖЖ кезіндегі өмір сүруді тікелей бағалауға арналған зерттеулер әртүрлі модельдеу парадигмаларын қолданады. Transfer learning негізіндегі ықтималдық белгілерін пайдаланған модельдер пациенттің өмір сүруін болжау міндетінде күрделі белгілер құрылымын пайдалануға бағытталған [13]. Терең оқытуға негізделген competing-risk және frailty тәсілдері өлім қаупіне бәсекелес оқиғалар мен бақыланбайтын гетерогенділіктің ықпалын бір мезгілде ескеруге тырысады [14].

Бұл бағыт клиникалық жағынан маңызды, өйткені СЖЖ бар пациентте «өлім болады/болмайды» бинарлық классификациясынан бөлек, оқиғаға дейінгі уақыт, бәсекелес қауіптер және бақылау ұзақтығы ескерілуі тиіс. Дегенмен күрделі архитектураның қолданылуы оның автоматты түрде клиникалық артықшылығын білдірмейді: модельдің калибрациясы, уақыт бойынша тұрақтылығы және тәуелсіз популяцияда қайталануы шешуші көрсеткіштер болып қалады.

Бүйрек дисфункциясы және кардиореналды профиль

Бүйрек дисфункциясы жүрек жеткіліксіздігі бар пациенттердің болжамын айқын өзгертетін коморбидті факторлардың бірі. Жетілдірілген жүрек жеткіліксіздігі және бүйрек дисфункциясы бар 1736 пациенттің деректерінде құрылған AIHFLevel гибридті жүйесі әртүрлі машиналық оқыту тәсілдерін біріктіріп, тәуекелді стратификациялауға арналған түсіндірілетін модель ұсынды [5]. Бұл зерттеудің маңызды ерекшелігі – коморбидті бүйрек дисфункциясын қосымша белгі ретінде ғана емес, зерттеу популяциясының анықтаушы клиникалық сипаттамасы ретінде қарастыруы.

Иордания жүрек жеткіліксіздігі регистрінің деректерінде созылмалы бүйрек ауруы бар пациенттердегі өлім қаупін ML көмегімен бағалау зерттелді [6]. Мұндай модельдер креатинин немесе шумақтық сүзілу жылдамдығы сияқты бір көрсеткішті ғана емес, демографиялық, клиникалық және зертханалық профильдің жиынтығын пайдалану арқылы қауіп стратификациясын нақтылауға бағытталған.

Қант диабетінің ерте сатысындағы пациенттерде ЖЖ мен СБА дамуын болжауға арналған модельдер коморбидті аурулардың уақыт бойынша өзара күшеюін ерте кезеңде анықтау мүмкіндігін көрсетеді [7]. Бұл зерттеу тікелей өмір сүруді болжамайды, сондықтан оны өлім-жітім модельдерімен бір деңгейде интерпретациялау дұрыс емес; оның құндылығы – жоғары қауіп фенотипін алдын ала анықтауда.

Қант диабеті және метаболикалық коморбидтілік

2 типті қант диабеті СЖЖ бар пациенттердің метаболикалық және тамырлық тәуекелін күшейтеді. Kianmehr және әріптестері ACCORD зерттеуінің деректеріне causal forest және causal tree тәсілдерін қолданып, жүрек жеткіліксіздігі бойынша госпитализацияның алдын алу әсерін модификациялайтын клиникалық факторларды анықтады [17]. Бұл жұмыс классикалық «өлімді болжау» моделінен ерекшеленеді: мұнда ML ем әсерінің гетерогенділігін түсіндіру үшін пайдаланылды.

Қабыну мен метаболизм арасындағы көпөлшемді байланыстарды талдауға арналған жұмыстар ЖЖ мен диабет қатар кездескенде дәстүрлі жеке биомаркерлер

жеткіліксіз болуы мүмкін екенін көрсетеді [11,18]. ML осындай өзара тәуелді белгілерді біріктіріп, госпитализация немесе өлім қаупін стратификациялауға көмектесуі мүмкін, бірақ бұл бағыттағы дәлелдер әлі де клиникалық енгізуге дейінгі кезеңде.

Silesia Diabetes-Heart Project аясында 1735 диабеті бар пациентте жүрек-қантамыр оқиғаларын болжауға арналған ML моделі жасалып, тест жиынтықтарында AUC 0,62–0,72 аралығында болды [19]. Бұл көрсеткіштер ЖИ модельдерінің бәрі жоғары дискриминация бермейтінін және қарапайым, қолжетімді клиникалық белгілермен құрылған модельдердің де өнімділігі орташа болуы мүмкін екенін көрсетеді.

ӨСОА және жүрек-өкпе коморбидтілігі

ЖЖ мен ӨСОА қатар кездескенде ентігу, функционалдық шектеулер, госпитализация және ем тактикасы күрделенеді [8]. Қарастырылған дереккөздерде ӨСОА-ны арнайы енгізіп, СЖЖ бар пациенттердің өмір сүруін болжайтын жеке ML модельдері бүйрек дисфункциясы немесе диабетке қарағанда аз ұсынылған. Сондықтан ӨСОА-ның маңызы клиникалық тұрғыдан жоғары болғанымен, осы коморбидтілік үшін ЖИ-болжамның дәлел базасы салыстырмалы түрде шектеулі деп бағаланады.

HFpEF: анықтау мен болжам міндеттерін ажырату

HFpEF клиникалық практикада жиі жеткіліксіз анықталады. Wu және әріптестері электрондық медициналық жазбаларға ЖИ және табиғи тілді өңдеу тәсілдерін қолданып, сақталған лақтыру фракциясы бар жүрек жеткіліксіздігін (HFpEF) анықтауды жақсартуды көрсетті [20]. Бұл зерттеудің негізгі міндеті – HFpEF диагностикасын/анықталуын жақсарту; сондықтан оны тікелей өмір сүру немесе өлім-жітім болжамы ретінде сипаттауға болмайды.

Сонымен бірге HFpEF-ті ерте және дұрыс анықтау кейінгі тәуекел стратификациясының сапасын арттыра алады. Бұл диагностикалық және болжамдық модельдердің клиникалық жолда бір-бірін толықтыруы мүмкін екенін көрсетеді, бірақ олардың соңғы нүктелері мен тиімділік өлшемдерін араластырмау қажет.

Жүйелі шолулар мен мета-талдаулардың қорытындылары

Błaziak және әріптестерінің жүйелі шолуы сыртқы валидациядан өткен модельдерге назар аударып, ЖИ тәсілдерінің кейбір популяцияларда дәстүрлі шкалалардан жоғары AUC көрсетуі мүмкін екенін анықтады [16]. Сонымен бірге зерттеулер саны аз, ал нәтижелер мен предикторлар өте әртекті болған.

Yan және әріптестерінің 28 зерттеуді және 106 болжамдық модельді қамтыған жүйелі шолуы мен мета-талдауы ЖЖ бар пациенттердің госпитальішілік өлімін болжауда ML модельдерінің жиынтық дискриминациясын бағалады [21]. Оқыту жиынтықтарында біріктірілген C-index 0,781, сезімталдық 0,56, ерекшелік 0,94; валидациялық жиынтықтарда C-index 0,758, сезімталдық 0,57 және ерекшелік 0,84 болды. Авторлар ML қолданылуы кеңейіп келе жатқанымен, жалпы болжамдық өнімділіктің әлі де субоптималды екенін көрсетті [21].

Кесте 1 - СЖЖ және коморбидті жағдайлардағы ЖИ/ML модельдерінің негізгі дәлелдері

Дереккөз	Популяция/міндет	Әдіс	Негізгі көрсеткіш	Редакциялық интерпретация
[4]	ICU, ЖЖ; өлім-жітім	Stacking ensemble	AUROC 0,8255	Жоғары дискриминация; сыртқы валидация қажеттілігі сақталады
[15]	ЖЖ, 90 күндік өлім	EHR + AI/LR	AUC 0,817; сыртқы 0,750/0,723	Тәуелсіз когорталарда

				өнімділік төмендеген, бірақ сақталған
[16]	Сыртқы валидацияланған ЖЖ модельдері	Жүйелі шолу	AUC 0,6494–0,913	Модельдер өте әртекті; кейбірі дәстүрлі шкалалардан жоғары
[5]	Жетілдірілген ЖЖ + бүйрек дисфункциясы	AI hybrid / survival	1736 пациент	Коморбидтілікке арнайы бағытталған түсіндірілетін жүйе
[6]	ЖЖ + СБА; өлім қаупі	ML	Регистрлік деректер	Бүйрек дисфункциясын тәуекел моделіне біріктіру
[17]	ҚД2; ЖЖ госпитализациясының алдын алу	Causal forest/tree	Ем әсерінің модификаторлары	Өлімді емес, терапиялық әсер гетерогенділігін бағалайды
[19]	Қант диабеті; ЖҚТ оқиғалары	Hybrid boosting + LR	AUC 0,62–0,72	Клиникалық қолдану үшін орташа дискриминация
[20]	HFpEF анықтау	NLP/AI	AUC ≈0,89	Диагностикалық міндет; survival-пен теңестірілмеуі тиіс
[21]	28 зерттеу, 106 модель; госпиталышілік өлім	Жүйелі шолу және мета-талдау	C-index 0,781 / 0,758	Жалпы өнімділік субоптималды, валидация маңызды

Талқылау

Негізгі нәтижелерді интерпретациялау

Қарастырылған деректер ЖИ мен ML СЖЖ кезіндегі тәуекелді бағалауды кеңейте алатынын көрсетеді, бірақ «ЖИ дәстүрлі модельдерден әрқашан жақсы» деген тұжырым дәлелдерге сәйкес келмейді. Жекелеген сыртқы валидацияланған модельдер MAGGIC немесе GWTG-HF сияқты шкалалардан жоғары дискриминация көрсеткенімен [16], мета-аналитикалық деректер жалпы өнімділіктің субоптималды екенін және валидациялық жиынтықтарда төмендеуі мүмкін екенін көрсетеді [21].

Коморбидтілік – осы тақырыптың негізгі клиникалық құндылығы. СБА мен диабетке арналған жұмыстар ЖИ-дің көпөлшемді профильді пайдалану артықшылығын нақтырақ көрсетеді [5–7,17–19]. ӨСОА бойынша дәлелдер көбіне аурулардың өзара байланысын және клиникалық күрделілікті сипаттайды [8], ал арнайы survival-ML зерттеулері бұл библиографиялық корпус ішінде шектеулі. Сондықтан коморбидтілікті біртекті блок ретінде емес, дәлел деңгейі әртүрлі бірнеше фенотип ретінде қарастырған дұрыс.

Модельдің AUC немесе C-index көрсеткіші оның клиникалық пайдалы екенін толық сипаттамайды. Пациентке қатысты шешім қабылдау үшін болжамның калибрациясы, тәуекел шектерінің клиникалық мағынасы, жалған оң және жалған теріс нәтижелердің салдары, деректердің уақыт бойынша өзгеруі және модельдің нақты жұмыс үдерісіне интеграциясы бағалануы тиіс. Weller және әріптестерінің зерттеуіндегі сыртқы когорталарда AUC төмендеуі осы мәселені айқын көрсетеді [15].

Түсіндірмелілік те маңызды. Random Forest, XGBoost, deep learning және гибридті модельдер күрделі байланыстарды анықтауға қабілетті болғанымен, дәрігерге

қандай фактордың тәуекелді неге өзгерткенін түсіну қажет. Коморбидті пациентте бұл талап одан да маңызды, себебі бір предиктор бірнеше аурудың ауырлығын немесе ем ерекшелігін бір мезгілде көрсетуі мүмкін.

Дәстүрлі тәуекел шкалаларымен салыстыру

Дәстүрлі модельдердің артықшылығы – қарапайымдылығы, түсіндірмелілігі және клиникалық тәжірибеде қалыптасқан қолданылуы. ML модельдері қосымша айнымалыларды және сызықтық емес байланыстарды пайдаланып дискриминацияны арттыра алады [10,16], бірақ бұл артықшылық әрбір деректер жиынтығында қайталанбайды [19,21]. Сондықтан клиникалық сұрақ «қай алгоритмнің AUC-ы жоғары?» дегеннен гөрі «модель жаңа пациентте дұрыс калибрленген бе және оның нәтижесі ем тактикасын жақсарта ма?» дегенге ауысуы тиіс.

Клиникалық енгізу және цифрлық инфрақұрылым

Электрондық медициналық жазбалар ЖИ модельдерін автоматты түрде жаңартып, тәуекелді клиницистке қосымша қол еңбегінсіз ұсынуға мүмкіндік береді [15]. Носимые құрылғылар мен edge-AI технологиялары амбулаториялық мониторингті кеңейтіп, декомпенсация белгілерін ертерек анықтауға перспективалы [2].

Дегенмен клиникалық енгізу тек техникалық интеграциямен шектелмейді. Деректер сапасы, құпиялық, популяциялық теңдік, алгоритмдік bias, модельдің жаңартылуы және дәрігердің шешімімен өзара әрекеттесуі алдын ала жоспарлануы тиіс [1,10]. ЖИ дәрігердің клиникалық пайымын алмастыратын жүйе ретінде емес, дәлелді шешім қолдау құралы ретінде қарастырылғаны дұрыс.

Шолудың күшті жақтары мен шектеулері

Шолудың күшті жағы – өмір сүру/өлім-жітім болжамын диагностикалық және госпитализациялық модельдерден ажыратып, коморбидті профильдер бойынша дәлелдерді бір құрылымда салыстыруы. Сонымен бірге зерттеулердің нәтижелері тек дискриминациялық көрсеткіштермен емес, сыртқы валидация мен клиникалық тасымалданушылық тұрғысынан интерпретацияланды.

Негізгі шектеу – нарративтік дизайн және әдебиетті іздеудің толық репродукцияланатын стратегиясының болмауы. Қарастырылған 21 дереккөз әртүрлі міндеттерді қамтиды: өлім-жітім, госпитализация, ЖЖ/СБА дамуы, HFpEF анықтау және ем әсерінің модификаторлары. Сондықтан оларды бір ортақ «ЖИ дәлдігі» көрсеткішімен біріктіруге болмайды. Кейбір зерттеулерде сыртқы валидация бар, ал басқаларында тек ішкі бағалау немесе шолу деңгейіндегі қорытынды ұсынылған.

Бұдан бөлек, библиографиялық корпус ішінде бір жарияланым екі рет берілген [11,18]. Нөмірлеу сақталғанымен, бұл деректерді синтездеуде бір нәтижені екі тәуелсіз дәлел ретінде санауға болмайды. Болашақ жаңартылған шолуда қайталанатын дереккөздерді алып тастап, іздеу стратегиясын, іріктеу критерийлерін және модельдердің әдіснамалық сапасын алдын ала анықталған хаттама бойынша бағалау қажет.

Қорытынды

Жасанды интеллект және машиналық оқыту СЖЖ бар пациенттерде өлім-жітім мен басқа қолайсыз нәтижелерді болжауды жетілдіруге нақты әлеует көрсетеді. Ең сенімді артықшылық – электрондық медициналық жазбалар, зертханалық көрсеткіштер және коморбидті факторлар сияқты көпөлшемді деректерді бір уақытта өңдеу мүмкіндігі.

Дегенмен модель өнімділігі әр популяцияда бірдей емес. Сыртқы валидацияланған зерттеулерде жоғары AUC мәндері кездескенімен, тәуелсіз когорталарда өнімділіктің төмендеуі және мета-талдаудағы орташа дискриминация ЖИ-дің әмбебап артықшылығы әлі дәлелденбегенін көрсетеді [15,21].

Коморбидті СЖЖ кезінде клиникалық тұрғыдан құнды ЖИ жүйесі өлім қаупін ғана емес, бүйрек функциясын, диабеттік және өкпелік фенотиптерді, ем жүктемесін және

пациенттің нақты контекстін ескеруі тиіс. Болашақ зерттеулер сыртқы және проспективті валидацияға, калибрацияға, түсіндірмелілікке, деректердің әділдігіне және ЖИ-дің нақты клиникалық шешімдер мен пациент нәтижелеріне әсерін бағалауға бағытталуы қажет.

ӘДЕБИЕТТЕР / REFERENCES

1 Kumar R, Garg S, Kaur R, Johar MGM, Singh S, Menon SV, et al. A comprehensive review of machine learning for heart disease prediction: challenges, trends, ethical considerations, and future directions. Front Artif Intell. 2025;8:1583459. doi:10.3389/frai.2025.1583459.

2 Shumba AT, Montanaro T, Sergi I, Bramanti A, Ciccarelli M, Rispoli A, et al. Wearable technologies and AI at the far edge for chronic heart failure prevention and management: a systematic review and prospects. Sensors (Basel). 2023;23(15):6896. doi:10.3390/s23156896.

3 Bashirov AU. Epidemiology of chronic heart failure in Kazakhstan and other countries: review. Ulyanovsk Medical and Biological Journal. 2024;(3).

4 Chiu CC, Wu CM, Chien TN, Kao LJ, Li C, Jiang HL. Applying an improved stacking ensemble model to predict the mortality of ICU patients with heart failure. J Clin Med. 2022;11(21):6460. doi:10.3390/jcm11216460.

5 Zhang G, Wang Z, Tong Z, Qin Z, Su C, Li D, et al. AI hybrid survival assessment for advanced heart failure patients with renal dysfunction. Nat Commun. 2024;15:6756.

6 Izraiq M, Alawaisheh R, Ibdah R, Dabbas A, Ahmed YB, Mughrabi Sabbagh AL, et al. Machine learning-based mortality prediction in chronic kidney disease among heart failure patients: insights and outcomes from the Jordanian Heart Failure Registry. Medicina (Kaunas). 2024;60(5):831. doi:10.3390/medicina60050831.

7 Kanda E, Suzuki A, Makino M, Tsubota H, Kanemata S, Shirakawa K, et al. Machine learning models for prediction of HF and CKD development in early-stage type 2 diabetes patients. Sci Rep. 2022;12:20012. doi:10.1038/s41598-022-24562-2.

8 Corneanu LE, Sîngeap MS, Mutruc V, Petriș OR, Toma TP, Șorodoc V, et al. The complex relationship between heart failure and chronic obstructive pulmonary disease: a comprehensive review. J Clin Med. 2025;14(13):4774.

9 Yasmin F, Ismail Shah SM, Naeem A, Shujauddin SM, Jabeen A, Kazmi S, et al. Artificial intelligence in the diagnosis and detection of heart failure: the past, present, and future. Rev Cardiovasc Med. 2021;22(4):1095-1113. doi:10.31083/j.rcm2204121.

10 Averbuch T, Sullivan K, Sauer A, Mamas MA, Voors AA, Gale CP, et al. Applications of artificial intelligence and machine learning in heart failure. Eur Heart J Digit Health. 2022;3(2):311-322.

11 Monzo L, Girerd N. Decoding the inflammatory-metabolic code: machine learning potential for outcome prediction in heart failure with diabetes. Int J Cardiol. 2025.

12 Mpanya D, Celik T, Klug E, Ntsinjana H. Predicting in-hospital all-cause mortality in heart failure using machine learning. Front Cardiovasc Med. 2023;9:1032524.

13 Qadri AM, Hashmi MSA, Raza A, Zaidi SAJ, Rehman AU. Heart failure survival prediction using novel transfer learning based probabilistic features. PeerJ Comput Sci. 2024;10:e1894.

14 Norouzi S, Khormaei H, Jafarabadi MA, Hajizadeh E, Naderi N. Development of a deep learning model for survival prediction in heart failure: competing risk and frailty model. Sci Rep. 2025;15:34088.

15 Weller J, Gutton J, Hocquet G, Pellet L, Aroulanda MJ, Bruandet A, et al. Prediction of 90 day mortality in elderly patients with acute HF from e-health records using artificial intelligence. ESC Heart Fail. 2025;12:2200-2209.

16 Błaziak M, Urban S, Wietrzyk W, Jura M, Iwanek G, Stańczykiewicz B, et al. An artificial intelligence approach to guiding the management of heart failure patients using predictive models: a systematic review. Biomedicines. 2022;10(9):2188.

17 Kianmehr H, Guo J, Lin Y, Luo J, Cushman W, Shi L, et al. A machine learning approach identifies modulators of heart failure hospitalization prevention among patients with type 2 diabetes: a revisit to the ACCORD trial. J Diabetes Complications. 2022;36(9):108287.
18 Monzo L, Girerd N. Decoding the inflammatory-metabolic code: machine learning potential for outcome prediction in heart failure with diabetes. Int J Cardiol. 2025.
19 Nabrdalik K, Kwiendacz H, Drożdż K, Irlik K, Hendel M, Wijata AM, et al. Machine learning predicts cardiovascular events in patients with diabetes: the Silesia Diabetes-Heart Project. Curr Probl Cardiol. 2023;48(7):101694.
20 Wu J, Biswas D, Ryan M, Bernstein BS, Rizvi M, Fairhurst N, et al. Artificial intelligence methods for improved detection of undiagnosed heart failure with preserved ejection fraction. Eur J Heart Fail. 2024;26(2):302-310.
21 Yan L, Zhang J, Chen L, Zhu Z, Sheng X, Zheng G, et al. Predictive value of machine learning for the risk of in-hospital death in patients with heart failure: a systematic review and meta-analysis. Clin Cardiol. 2025;48(1):e70071.

Этикалық мақұлдау және зерттеуге қатысуға келісім
Шолу тек бұрын жарияланған деректерге негізделген және жаңа қатысушыларды тартуды, биологиялық материалды пайдалануды немесе дербес медициналық деректерді өңдеуді көздемейді. Осыған байланысты жергілікті этика комитетінің мақұлдауы және ақпараттандырылған келісім алу талап етілмеді.
Мүдделер қақтығысы
Авторлар осы мақалаға қатысты ашып көрсетуді талап ететін мүдделер қақтығысының жоқ екенін мәлімдейді.
Авторлардың үлесі
Э.У. Усманова – Conceptualization; Investigation; Data Curation; Formal Analysis; Writing – Original Draft.
А.Т. Джумабеков – Conceptualization; Supervision.
Ф.Е. Рустамова – Supervision; Validation; Writing – Review & Editing.
А.А. Төлеу – Data Curation.
Барлық авторлар қолжазбаның соңғы нұсқасын оқып, мақұлдады және жұмыстың тұтастығына жауапкершілік алады.
Қаржыландыру
Зерттеу сыртқы қаржыландыру алған жоқ.
Деректердің қолжетімділігі
Шолуда пайдаланылған барлық деректер сілтеме жасалған жарияланымдарда қамтылған; осы жұмыс шеңберінде жаңа бастапқы деректер жиынтығы жасалған жоқ.

Этическое одобрение и согласие на участие
Обзор основан исключительно на ранее опубликованных данных и не предусматривал привлечения новых участников, использования биологического материала или обработки персональных медицинских данных. В связи с этим одобрение локального этического комитета и получение информированного согласия не требовались.
Конфликт интересов
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов, требующего раскрытия в связи с данной статьей.
Вклад авторов
Э.У. Усманова – Conceptualization; Investigation; Data Curation; Formal Analysis; Writing – Original Draft.
А.Т. Джумабеков – Conceptualization; Supervision.
Ф.Е. Рустамова – Supervision; Validation; Writing – Review & Editing.
А.А. Толеу – Data Curation.

Все авторы прочитали и одобрили окончательную версию рукописи и принимают ответственность за целостность работы.

Финансирование
Исследование не получало внешнего финансирования.

Доступность данных
Все данные, использованные в обзоре, содержатся в цитируемых публикациях; новый первичный набор данных в рамках настоящей работы не создавался.

Ethics approval and consent to participate
This review was based exclusively on previously published data and did not involve the recruitment of new participants, the use of biological materials, or the processing of personal medical data. Therefore, local ethics committee approval and informed consent were not required.

Conflict of interest
The authors declare that they have no conflicts of interest requiring disclosure in relation to this article.

Author contributions (CRediT)
E.U. Usmanova – Conceptualization; Investigation; Data Curation; Formal Analysis; Writing – Original Draft.
A.T. Dzhumabekov – Conceptualization; Supervision.
F.E. Rustamova – Supervision; Validation; Writing – Review & Editing.
A.A. Toleu – Data Curation.
All authors read and approved the final version of the manuscript and accept responsibility for the integrity of the work.

Funding
The study received no external funding.

Data availability
All data used in this review are contained in the cited publications; no new primary dataset was generated for this work.

Авторлар туралы мәліметтер:
Хат-хабар алмасуға жауапты автор. Усманова Эльмира – дәрігер-терапевт, №4 қалалық клиникалық ауруханa, Алматы, Қазақстан. E-mail: elmira_405@mail.ru; телефон: +7 775 924 5926; ORCID: 0009-0004-6873-1755.
Джумабеков Ауесхан Тулегенович – медицина ғылымдарының докторы, профессор, «ҚДСЖМ» Қазақстандық медицина университетінің клиникалық жұмыстар жөніндегі проректоры, Алматы, Қазақстан. E-mail: a.dzhumabekov@ksph.kz; ORCID: 0000-0002-3502-4411.
Рустамова Фарида Ерашимовна – медицина ғылымдарының кандидаты, С.Ж. Асфендияров атындағы Қазақ ұлттық медицина университетінің ішкі аурулар кафедрасының қауымдастырылған профессоры, Алматы, Қазақстан. Телефон: +7 701 662 5736; E-mail: rustamova.f@mail.ru; ORCID: 0000-0002-5259-6171.
Төлеу Ақерке Алибековна – PhD, Марат Оспанов атындағы Батыс Қазақстан медицина университеті, Ақтөбе, Қазақстан. Телефон: +7 707 545 3660; E-mail: Akerke_9322a@mail.ru; ORCID: 0009-0004-4553-893.

Сведения об авторах:
Автор для корреспонденции. Усманова Эльмира – врач-терапевт, Городская клиническая больница №4, Алматы, Казахстан. E-mail: elmira_405@mail.ru; телефон: +7 775 924 5926; ORCID: 0009-0004-6873-1755.

Джумабеков Ауесхан Тулегенович – доктор медицинских наук, профессор, проректор по клинической работе Казахстанского медицинского университета «ВШОЗ», Алматы, Казахстан. E-mail: a.dzhumabekov@ksph.kz; ORCID: 0000-0002-3502-4411.
Рустамова Фарида Ерашимовна – кандидат медицинских наук, ассоциированный профессор кафедры внутренних болезней Казахского национального медицинского университета имени С.Д. Асфендиярова, Алматы, Казахстан. Телефон: +7 701 662 5736; E-mail: rustamova.f@mail.ru; ORCID: 0000-0002-5259-6171.
Толеу Акерке Алибековна – PhD, Западно-Казахстанский медицинский университет имени Марата Оспанова, Актобе, Казахстан. Телефон: +7 707 545 3660; E-mail: Akerke_9322a@mail.ru; ORCID: 0009-0004-4553-893.

Information about the authors:

Corresponding author. Elmira Usmanova – Internist, City Clinical Hospital No. 4, Almaty, Kazakhstan. E-mail: elmira_405@mail.ru; phone: +7 775 924 5926; ORCID: 0009-0004-6873-1755.
Aueskhan Tulegenovich Dzhumabekov – Doctor of Medical Sciences, Professor, Vice-Rector for Clinical Affairs, Kazakhstan Medical University “KSPH”, Almaty, Kazakhstan. E-mail: a.dzhumabekov@ksph.kz; ORCID: 0000-0002-3502-4411.
Farida Yerashimovna Rustamova – Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Department of Internal Medicine, S.D. Asfendiyarov Kazakh National Medical University, Almaty, Kazakhstan. Phone: +7 701 662 5736; E-mail: rustamova.f@mail.ru; ORCID: 0000-0002-5259-6171.
Akerke Alibekovna Toleu – PhD, Marat Ospanov West Kazakhstan Medical University, Aktobe, Kazakhstan. Phone: +7 707 545 3660; E-mail: Akerke_9322a@mail.ru; ORCID: 0009-0004-4553-893.