УДК 004.942 DOI: https://doi.org/10.56122/..v1i2.449

ТАТААЛ БЕТТЕРДЕГИ СУЙУКТУКТУН АГЫМЫ УЧУН ТЕРЕҢ ҮЙРӨНҮҮНҮН МОДЕЛДЕРИН ИШТЕП ЧЫГУУ МИСАЛДАРЫ

Турганбаева Акпари Балтабаевна - ага октуучу ОшМПУ
akpary89@gmail.com
Сабитов Барат Рахманович - ф-м.и.д., профессор, Ж. Баласагын атындагы Кыргыз улуттук университети, sabitov.baratbek@mail.ru
Бердибекова Кулийпа Турдибековна, ага окутуучу ОшМПУ Kulipa1968@mail.ru

Аннотация

Татаал беттердеги суюктуктун агымы суюктук динамикасынын (гидродинамиканын) маанилүү көйгөйү болуп саналат жана ал авиацияда, кеме куруруда, метеорологияда, биомеханикада жана башка чөйрөлөрдө мисалы, экологиядагы колдонмо маселелер жана ар кандай колдонмо мүнөздөгү масштабдуу маселелер үчүн колдонулат. Салттуу эсептөө суюктуктарынын динамикасынын (гидродинамиканын) ыкмалары, өзгөчө турбуленттүү агымдарды жана геометриялык татаал беттик моделдөөдө олуттуу эсептөө ресурстарын талап кылат. Макалада бул көйгөйдү чечүү үчүн терең үйрөнүүгө негизделген сызыктуу эмес моделдер түзүлөт. Конволюциялык нейрон тармактары жана трансфердик терең үйрөнүү моделдери татаал беттерде суюктуктун агымын моделдөө жана прогноздоо үчүн иштелип чыккан. Мисалдардын жардамында конволюциялык нейрон тармактарын, трансферттик окутуу методдорун колдонуу менен терең үйрөнүү моделдерин иштеп чыгуу жана окутуу, моделдин натыйжалуулугун татаал тоскоолдук конфигурациялары үчүн чоң тактык менен сезилерлик натыйжалары көрсөтүлөт.

ПРИМЕРЫ РАЗРАБОТКИ МОДЕЛЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ТЕЧЕНИЯ ЖИДКОСТИ НА СЛОЖНЫХ ПОВЕРХНОСТЯХ

Турганбаева Акпари Балтабаевна – ст.преподаватель ОшГПУ
akpary89@gmail.com
Сабитов Барат Рахманович - д.ф.-м.н., профессор, КГНУ им. Ж. Баласагына
sabitov.baratbek@mail.ru
Бердибекова Кулийпа Турдибековна - ст.преподаватель ОшГПУ
Kulipa1968@mail.ru

Аннотация

Течение жидкости на сложных поверхностях является важной задачей гидродинамики и используется в авиации, судостроении, метеорологии, биомеханике и других областях, например, для решения прикладных задач экологии и крупномасштабных задач различного прикладного характера. Традиционные методы вычислительной гидродинамики, особенно при моделировании турбулентных течений и геометрически сложных поверхностей, требуют значительных вычислительных ресурсов. В статье для решения этой задачи разрабатываются нелинейные модели на основе глубокого обучения. Разрабатываются сверточные нейронные сети и модели глубокого обучения с трансфером для моделирования и прогнозирования течения жидкости на сложных поверхностях. На примерах демонстрируется разработка и обучение моделей глубокого обучения с использованием сверточных нейронных сетей и методов трансфера обучения, а также демонстрируется высокая точность и ощутимые результаты при работе с препятствиями сложной конфигурации.

EXAMPLES OF DEVELOPING DEEP LEARNING MODELS FOR FLUID FLOW ON COMPLEX SURFACES

Turganbayeva Akpari Baltabayevna – Senior Lecturer, Osh State Pedagogical University
E-mail: akpary89@gmail.com

Sabitov Barat Rakhmanovich – Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor,
Kyrgyz National University named after J. Balasagyn
E-mail: sabitov.baratbek@mail.ru
Berdibekova Kuliypa Turdibekovna – Senior Lecturer, Osh State Pedagogical University
E-mail: Kulipa1968@mail.ru

Abstract

Fluid flow on complex surfaces is an important problem in fluid dynamics (hydrodynamics) and is used in aviation, shipbuilding, meteorology, biomechanics and other areas, for example, for applied problems in ecology and for large-scale problems of various applied nature. Traditional computational fluid dynamics (hydrodynamics) methods, especially when modeling turbulent flows and geometrically complex surfaces, require significant computational resources. In the article, nonlinear models based on deep learning are developed to solve this problem. Convolutional neural networks and transfer deep learning models are developed for modeling and predicting fluid flow on complex surfaces. With the help of examples, the development and training of deep learning models using convolutional neural networks and transfer learning methods are demonstrated, and the model performance is demonstrated with high accuracy and tangible results for complex obstacle configurations.

Ачкыч сөздөр: суюктуктун динамикасы (гидродинамика), терең үйрөнүү, конволюциялык нейрон тармактары, моделдөө, прогноздоо, моделдин тактыгы жана каталары, суюктуктун агымы.

Ключевые слова: динамика жидкости (гидродинамика), глубокое обучение, сверточные нейронные сети, моделирование, прогнозирование, точность и ошибки моделей, течение жидкости.

Keywords: fluid dynamics (hydrodynamics), deep learning, convolutional neural networks, modeling, forecasting, model accuracy and errors, fluid flow.

Киришүү. Азыркы учурда суюктуктун динамикасы, анын ичинде эсептөөчү суюктуктун динамикасы белгилүү бир натыйжаларга жетишти. Заманбап талаптарга жооп берген аппараттык эсептөө каражаттарын колдонууда да жетишилген. Көптөгөн колдонмо маселелер үчүн көптөгөн сандык ыкмалар иштелип чыккан жана эсептөө суюктук динамикасынын так моделдөө үчүн белгилүү бир ийгиликтерге ээ болгон. Бирок, илимий изилдөө учурда суроо-талаптын өсүшү сандык интегралдоо схемаларын оптималдаштырууну жана натыйжалуулугун талап кылат. Бул көйгөй экологиядагы колдонмо маселелер жана ар кандай колдонмо мүнөздөгү масштабдуу маселелер үчүн пайда болот. Реалдуу убакытта эсептөө гидродинамикасын моделдөөнүн зарылдыгы бар [1], бирок азыркы учурда жасалма интеллект техникасынын пайда болушу менен, татаал сызыктуу эмес процесстерди атайын нейрондук моделдөө менен, көптөгөн тармактар жаңы моделдөө ыкмасына муктаж. Өнөр жай процесстерин оптималдаштыруу милдеттери реалдуу системаларды колдонууну талап кылат, онлайн моделдештирүүдө чат боттору [2], чоң маселелер пайда болгон учурда, чоң маалыматтарды чогултуу жана талдоо [3]. Эсептөө гидродинамикасын моделин түзүүдө азыркы учурда маалыматтардын ортосунда татаал сызыктуу эмес байланыштарды түзүүдө моделдөө кыйынчылыктарына туш болууда [4].

Бул эмгекте нейрон тармактарынын ар кандай архитектураларына негизделген эсептөө суюктук динамикасынын маселелерин моделдөөнүн жаңы ыкма сунушталат. Машина үйрөнүү моделдери табияттын реалдуу маселелерине жакын масштабдуу көйгөйлөрдүү моделдөөдө жаңы ыкмаларды сунуштайт. Машиналарды үйрөнүү ыкмалары, айрыкча терең үйрөнүү ыкмалары, азыркы учурда татаал сызыктуу эмес процесстерди моделдөөдө жана жаңы ыкмаларды сунуштап, алдыга жаңы кадам таштады.

Киргизилген маалыматтардан гана чыгуу өзгөрмөлөрүн чыгарган оптималдаштыруу ыкмаларына негизделген нейрондук тармакка негизделген жеңил моделдерди колдонууга жетишилди [5]-[6].

Бул категориядагы методдор негизги математикалык моделдин жакындаштыруудагы көптөгөн чектөөлөрүн алып салат, ал эми кээ бир машина үйрөнүү ыкмалары жаңы моделдерди түзүү үчүн олуттуу эсептөө убактысын жана маалыматтарды талап кылат.

Бул иштин негизги багыты эсептөө суюктуктарынын динамикасынын негизги көйгөйлөрүнүн бирин изилдөөгө багытталган: татаал конфигурациялуу ар кандай тоскоолдуктары бар татаал беттеги суюктуктун агымын эсептөө.

Конволюциялык нейрон тармактарын, трансферттик окутуу методдорун [7,8] колдонуу менен терең үйрөнүү моделдерин иштеп чыгуу жана окутуу, алар КТ жана моделдин маалыматтарынан натыйжалуу окутулат. Татаал тоскоолдук конфигурациялары үчүн чоң тактык менен сезилерлик натыйжаларды берет.

Эсептөө гидродинамикасынын маалыматтары боюнча эффективдүү үйрөтүлгөн конволюциялык нейрон тармактарын колдонуу менен терең үйрөнүү моделдерин иштеп чыгуу жана окутуу [7,8] жана алардын негизинде алынган моделдер татаал тоскоолдук конфигурациялары үчүн жогорку тактык менен жетиштүү натыйжаларды берет.

Изилдөө методдору жана методологиялары.

Жалпы математикалык формулировкасы нейрондук технологияларды суюктуктун агымынын чектик маселелерине колдонуунун илешкектүү суюктуктун кыймылын сүрөттөгөн жана төмөнкү формага ээ болгон Навье-Стокс теңдемесинин жекече туундулуу дифференциалдык теңдемелери менен сүрөттөлөт:

$$\frac{\partial u}{\partial t} + (u \cdot \nabla)u = -\frac{1}{\rho}\nabla p + \nu\nabla^2 u + f, \quad (1)$$

$$\nabla \cdot u = 0, \quad (2)$$

(1) – формулада:
u(x, t) – суюктуктагы вектордун ылдамдыгы,
p(x, t) – басым,
ρ – суюктуктун тыгыздыгы,
ν – кинематикалык илешкектүүлүк,
f – тышкы күчтөр,
$x \in \Omega \subset Rd$ – мейкиндик координаттары,
$t \in [0, T]$ – убакыт.

2. Чек ара жана баштапкы шарттары. Маселени туура аныктоо үчүн төмөнкүлөрдү берүү керек:
Баштоо шарттары:
$u(x,0) = u0(x)$, $x \in \Omega$,
Чек арадагы шарттар $\partial\Omega$:
$u(x,t)=g(x,t)$, $x \in \partial\Omega$, $t \in [0,T]$, g – чек арада берилген функция.

Эсептөө суюктугунун динамикасынын классикалык формулировкасынан айырмаланып, бул иште функционалдык минималдаштыруу жолу менен чечимди жакындаштыруу үчүн нейрондук тармакка негизделген моделди түзүлөт жана төмөнкүлөрдү камтыйт:

- Навье-Стокс теңдемелеринин калдыктары:

$$\mathcal{L}_{res} = | \left| \frac{\partial u}{\partial t} + (u \cdot \nabla)u + \frac{1}{\rho}\nabla p - \nu\nabla^2 u - f \right| |^2, \quad (3)$$

- кысылбоо шарты (условие несжимаемости):

$$\mathcal{L}_{div} = ||\nabla \cdot u||^2, \quad (4)$$

- чек ара жана баштапкы шарттар:

$$\mathcal{L}_{bc} = ||u(x,t) - g(x,t)||^2, \quad \mathcal{L}_{ic} = ||u(x,0) - u_0(x)||^2, \quad (5\text{-}6)$$

Минималдаштыруу үчүн жалпы функционалдуулук:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{res} + \mathcal{L}_{div} + \mathcal{L}_{bc} + \mathcal{L}_{ic} \quad (7)$$

Төмөндө татаал синусоидалык тоскоолдуктардын (тоо рельефтеринин) үстүнөн суюктуктун кыймылын ишке ашыруу моделинин жыйынтыктары келтирилген.

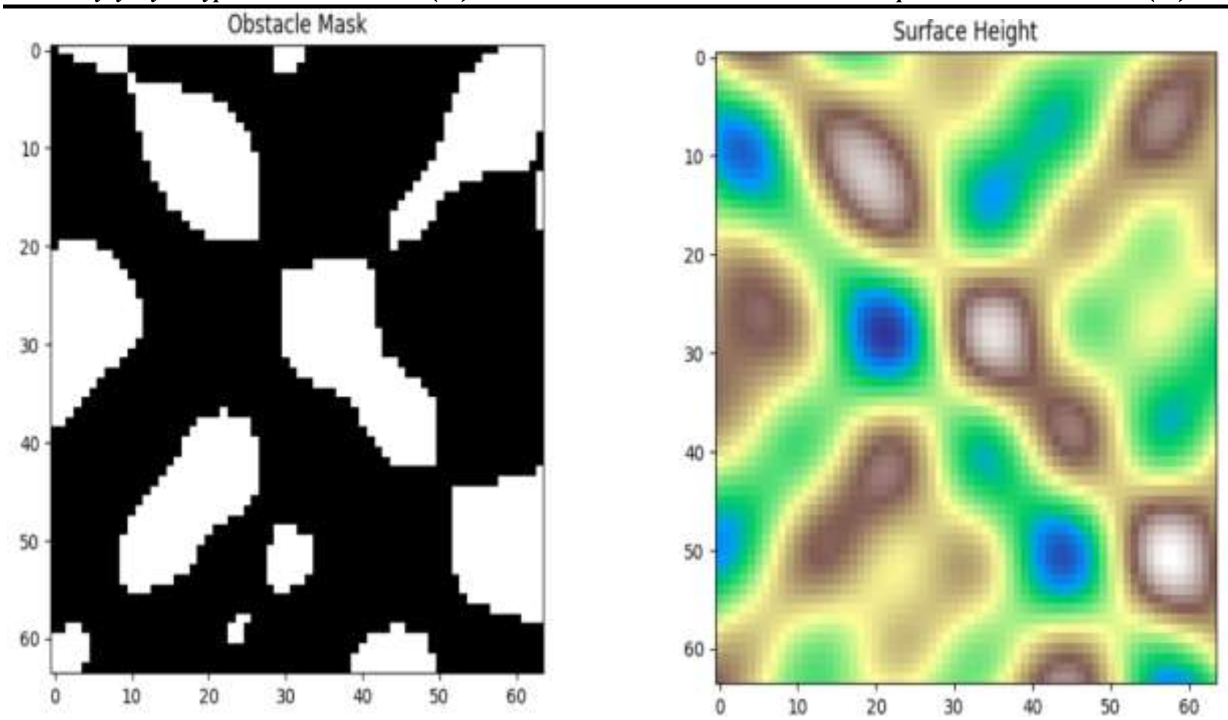
Конкреттүү практикалык мисалдар изилденип, кичинекей тоо тоскоолдуктары сыяктуу тегиз эмес беттерде суюктуктун агымын алдын ала билүү үчүн терең үйрөнүү жана машина үйрөнүү ыкмалары ишке ашырылды. Бул жагдай турбуленттүүлүк, татаал чек ара шарттары жана суюктук-беттик өз ара аракеттенүү сыяктуу кыйынчылыктарды камтыйт. Салттуу ыкмалар Навье-Стокс теңдемелерин колдонсо болот, бирок алар эсептөө учурунда татаал болушу мүмкүн, өзгөчө реалдуу убакытта болжолдоо үчүн. Бул иште суюктук динамикасынын моделдерин заманбап ыкмалары менен колдонуу менен тегиз эмес рельефте суюктуктун агымы үчүн эффективдүү жана так болжолдоочу моделдери түзүлдү.

Татаал синусоиддик тоскоолдуктар (тоолуу рельеф) үстүндөгү суюктуктун агымынын модели үчүн алынган натыйжалар төмөндө келтирилген.

Изилдөөнүн жана талкуунун жыйынтыктары. Бардык эсептөөлөр математикалык көрсөтмөлөргө ылайык жүргүзүлдү (1)-(7). Тоо кыркаларына окшош татаал синусоидалдык тоскоолдуктар үчүн эсептик суюктуктун динамикасынын проблемасы үчүн нейротармакты алдын ала даярдоо жүргүзүлдү. Модель үйрөтүү төмөнкү параметрлер менен жүргүзүлдү.

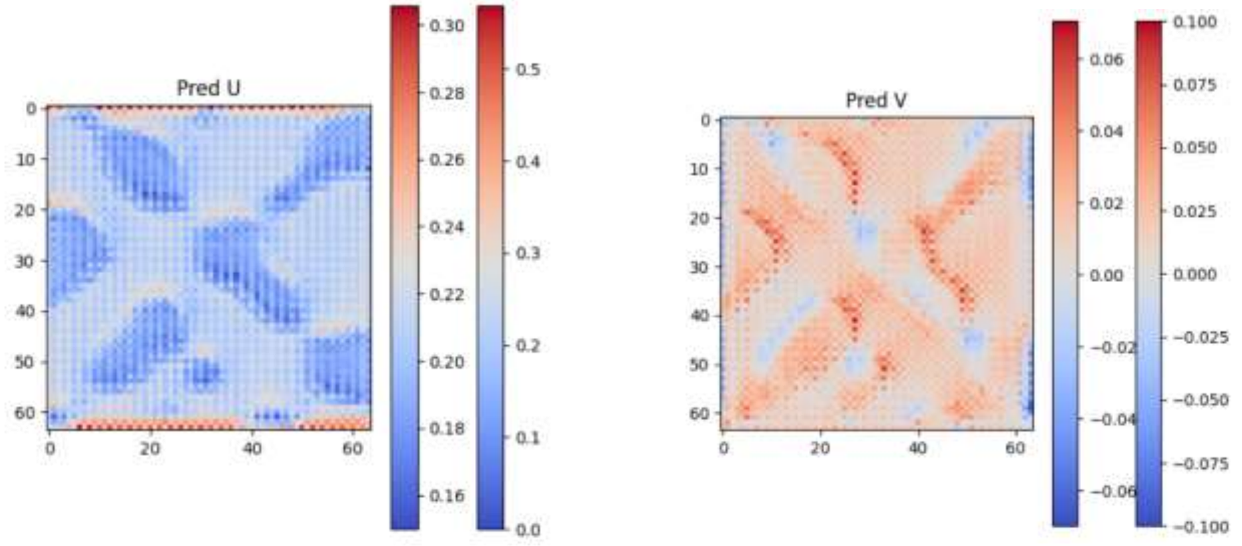
Модель параметрлери эске алынган киргизүү каналдары – 3 (*геометрия, чек ара жана баштапкы шарттар*), чыгуу каналдары – 2 (суюктук ылдамдыгынын вектору *U*, ылдамдык V), тармактын тереңдиги 4 деңгээл 64-128-256-512 каналдар, активдүү функция ReLU, сызыктуу эместик Tanh чыгаруу активдештирүү функциясы менен эске алынат.

1-сүрөт. Моделди окутуу процессинин натыйжалары



a) рельеф маскасы b) синусоидалык беттер

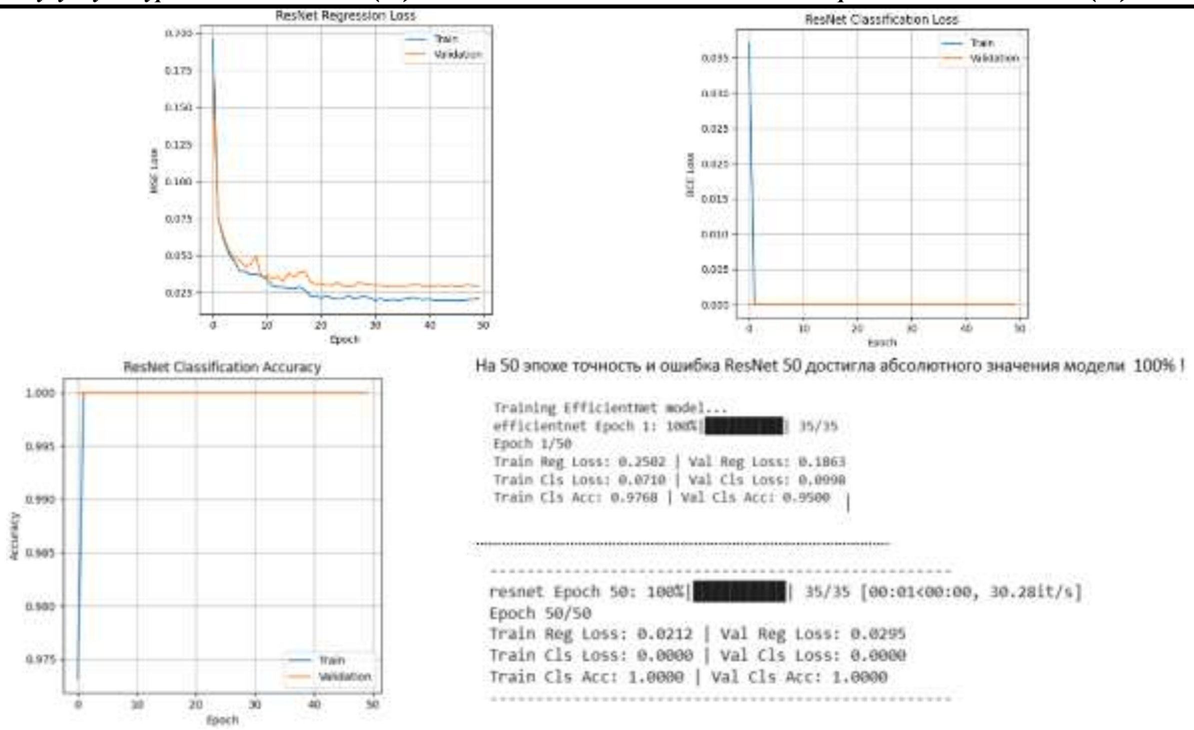
2-сүрөт. Нейрон тармагы ишке ашырган татаал синусоидалык моделдин натыйжалары



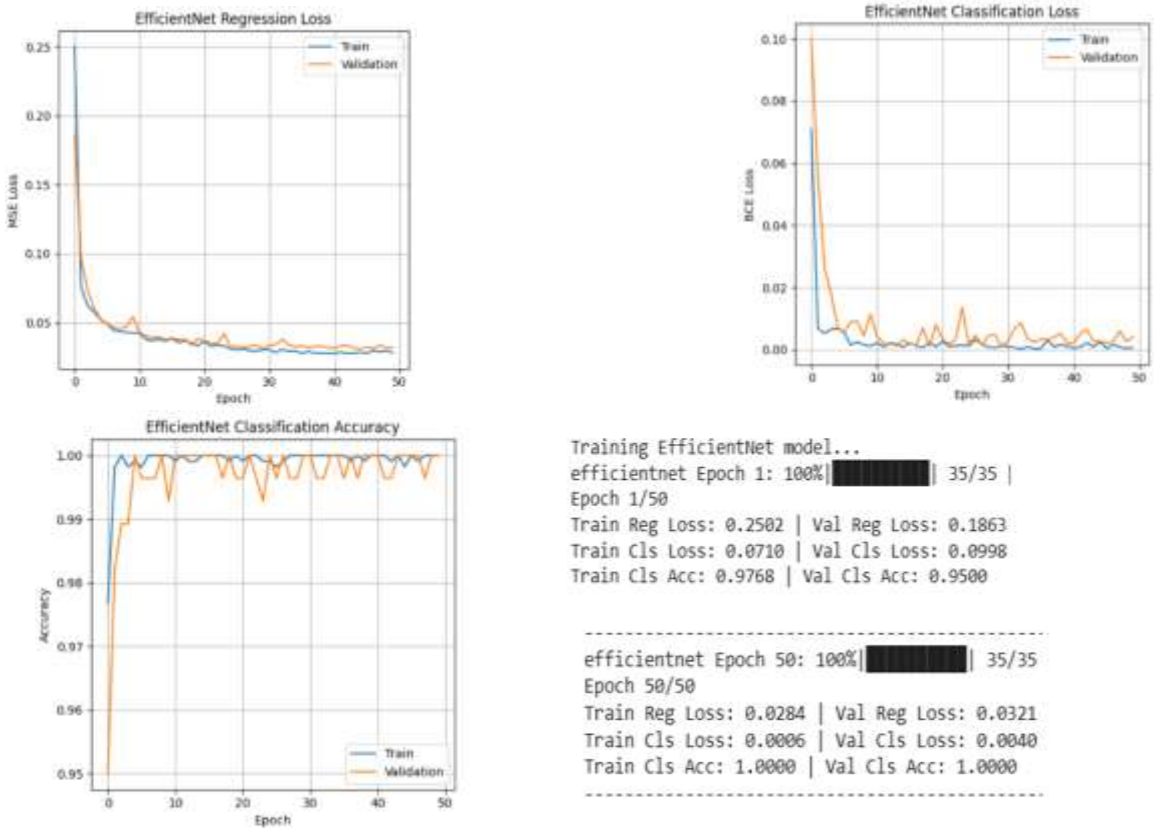
a) суюктук кыймылынын ылдамдык векторунун прогнозу b) суюктук кыймылынын илешкектүүлүк векторунун прогнозу

3-сүрөт. CFDNet (эсептөө гидродинамикалык ыкмасы) тарабынан ишке ашырылган суюктуктун ылдамдык векторунун жана илешкектүүлүк моделинин натыйжалары

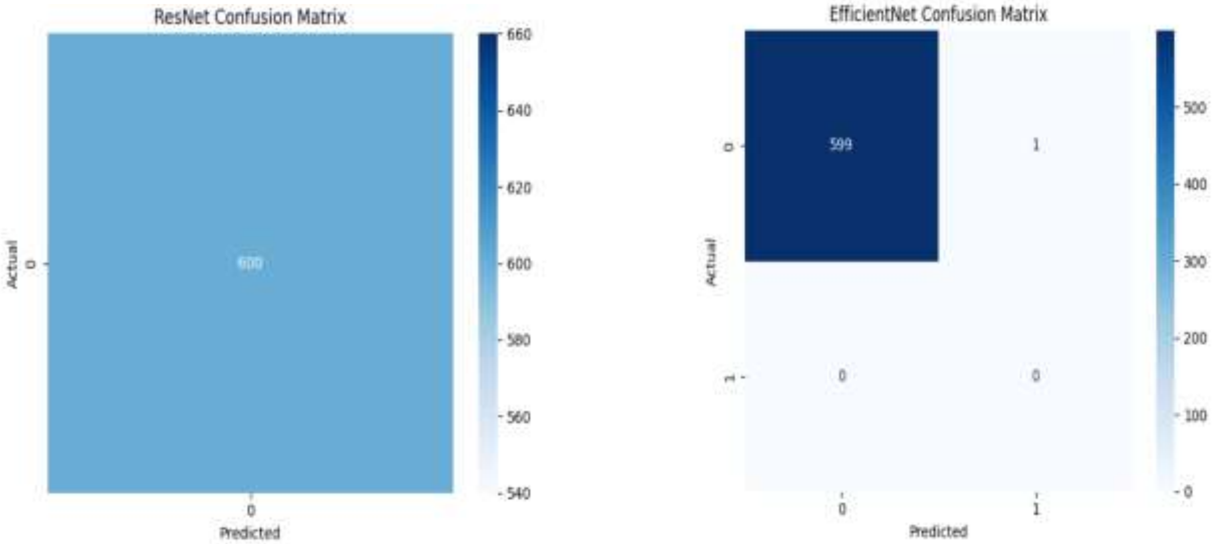
Чоң маалыматтар боюнча үйрөтүлгөн трансфердик үйрөнүү моделдери ишке ашырылып, төмөнкү натыйжалар алынды. ResNet50 жана EfficiencyNetBO моделдеринин регрессия жана классификация моделдеринин салыштырма анализин төмөндөгү сүрөттө берилет. Трансфердик үйрөнүү моделдери үчүн тактык жана ката натыйжалары көрсөтүлгөн. Жалпысынан 50 доор (эпоха) тандалып алынган.



4-сүрөт. ResNet трансфердик үйрөтүүнүн жардамы менен суюктуктун ылдамдык векторун жана илешкектүүлүгүн прогноздоо моделинин катасы жана тактыгы

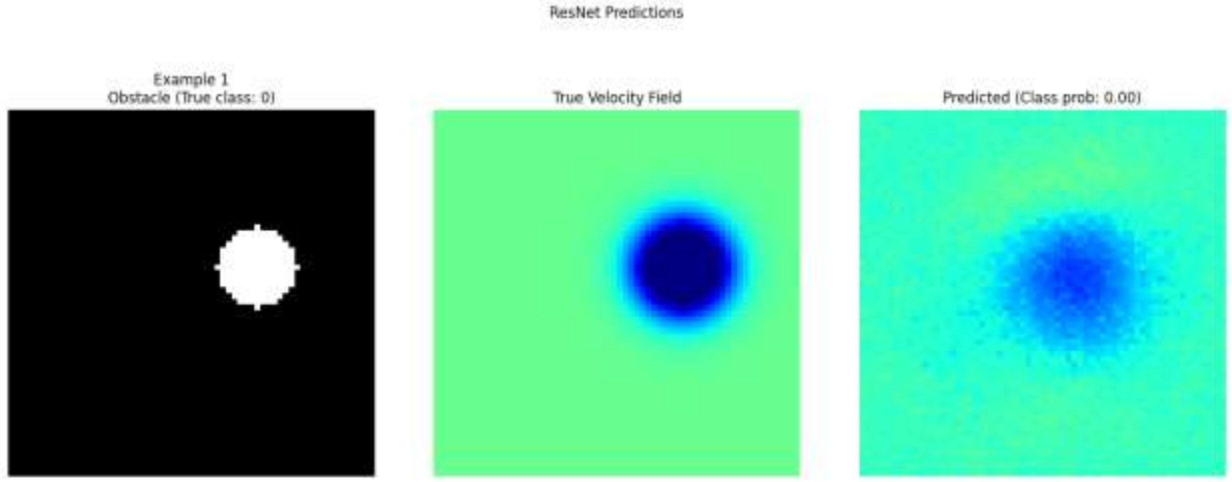


5-сүрөт. EfficientNet трансфердик үйрөтүү аркылуу суюктуктун ылдамдык векторун жана илешкектүүлүгүн болжолдоо моделинин катасы жана тактыгы

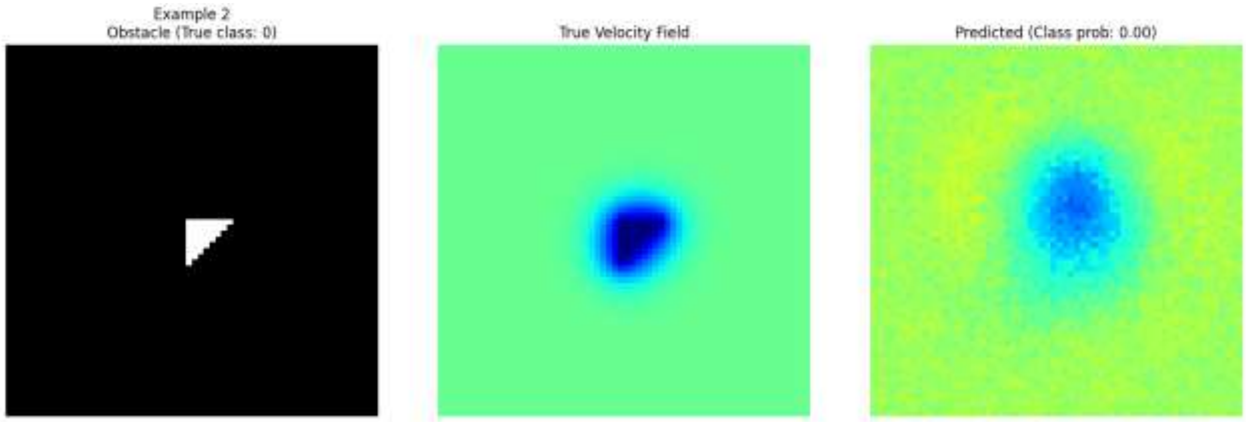


6-сүрөт. EfficientNet трансфердик үйрөтүү моделинин матрицасынын катасы

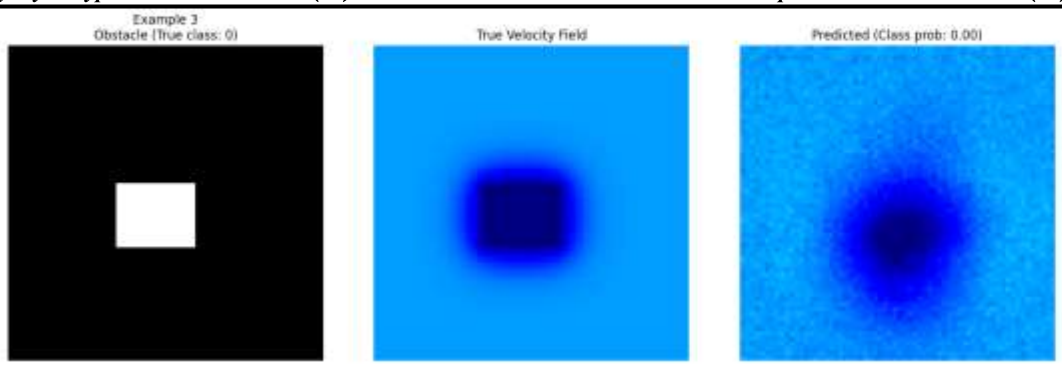
Визуализация үчүн татаал тоскоолдуктардын айланасындагы суюктуктун агымын салыштыруунун алынган натыйжалары:



7-сүрөт. EfficientNet трансфердик үйрөтүүдө прогноздоонун тоскоолдуктары үчүн ResNet модели. 1-мисал.

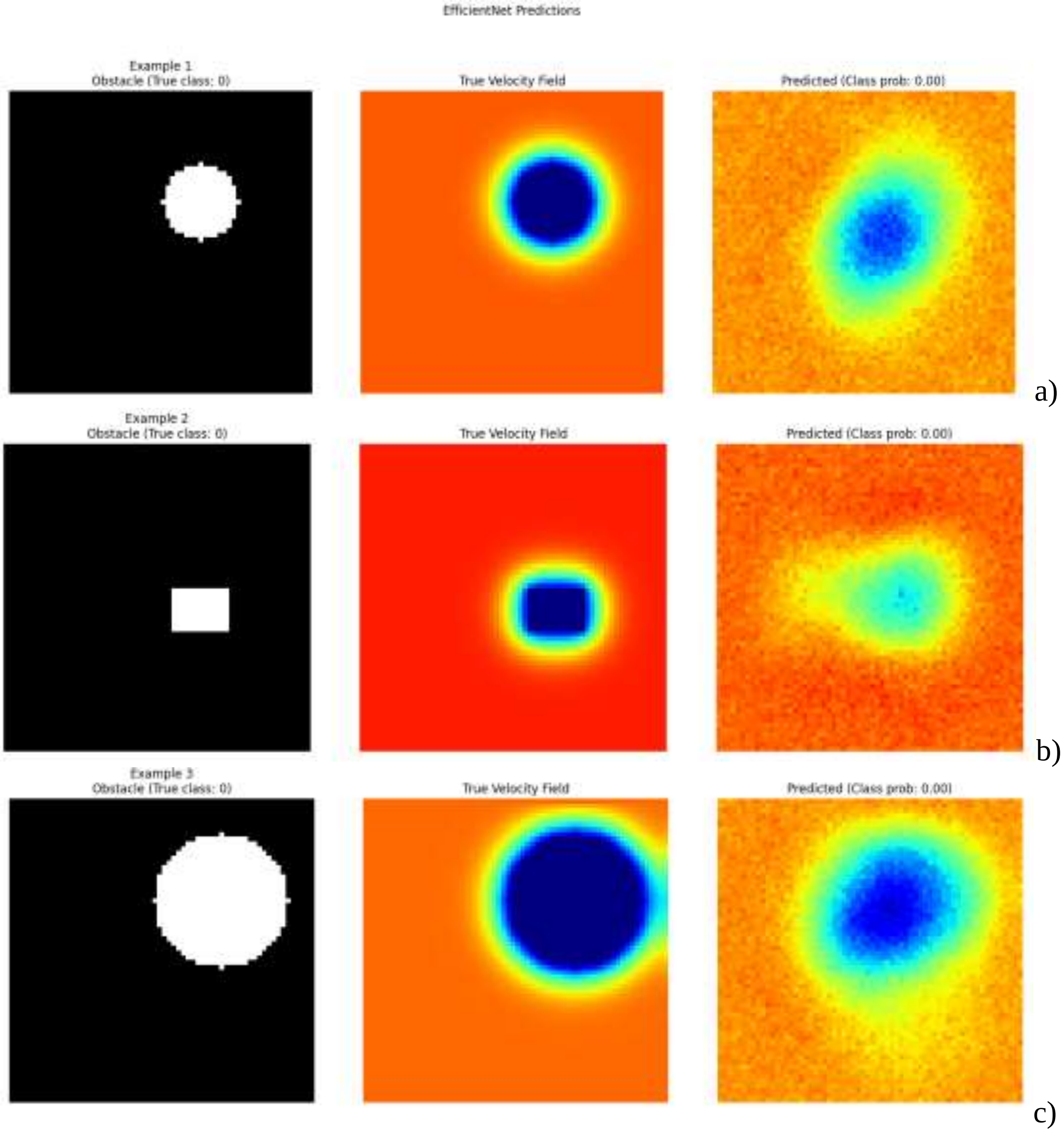


8-сүрөт. ResNet трансфердик үйрөтүү моделин тоскоолдуктары менен суюктуктун агымын прогноздоо үчүн колдонуу. 2-мисал.



Сүрөт 9. Тоскоолдуктар менен суюктуктун агымын болжолдоо үчүн ResNet трансфердик үйрөтүү модели. 3-мисал.

Төмөнкү визуализацияларда EfficientNet трансфердик үйрөтүү модели колдонуу менен ар кандай мисалдар үчүн прогноздоор маанилери көрсөтүлөт.



10-сүрөт. EfficientNet трансфердик үйрөтүү моделинин жардамында тоскоолдуктары менен суюктуктун агымын прогноздоо үчүн а)-с) мисалдарынын натыйжаларынында көрсөтүлгөн.

Корутунду

Гидродинамикадагы маанилүү маселе болгон суюктуктун татаал беттин үстүндө кыймылы изилденген. Ар кандай моделдер заманбап нейрон моделдөө системасын колдонуу менен курулган. Суюктуктун агымынын талаасында жана чек ара шарттарында Навье-Стокс теңдемелерин апроксимациялоо (жакындатуу) үчүн маанилүү натыйжалар алынды.

Прогноздоо тактыгына ResNet 50 трансфердик үйрөтүү аркылуу 99,45% алдын ала айтуу жана чоңураак доорлор үчүн дээрлик 100% тактык менен жетишилди.

Модель каталарынын матрицасы эң көп туура классификацияланган моделдин натыйжалары менен түзүлдү.

Моделди окутуу үчүн колдонулган тапшырмаларга жана маалыматтардын көлөмүнө жараша, моделди тургузууга ар кандай ыкмалар үчүн ар кандай нейрон тармактарынын архитектуралары талап кылынат.

Нейрондук тармакты моделдештирүүнү колдонуу менен гидродинамикадагы маанилүү маселелерин моделдөөнүн негизги жана чечүүчү кадамы бул маселени түзүү жана гиперпараметрлерди туура тандоо болуп саналат.

Чоң маалыматтар боюнча алдын ала даярдалган моделдерди колдонуу, негизги терең үйрөнүү ыкмасы катары трансфердик үйрөтүү, эсептөө гидродинамикасынын маселелерин моделдештирүү процессин кыйла жакшыртат.

Негизги эсептөөлөр NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti SUPER GPUде аткарылган.

Адабияттар

1. Zuo, W. & Chen, Q. Real-time or faster-than-real-time simulation of airflow in buildings. Indoor Air 19, 33 (2009). Article CAS PubMed Google Scholar.
2. Hosain, M. L. & Fdhila, R. B. Literature review of accelerated cfd simulation methods towards online application. Energy Proc. 75, 3307–3314 (2015). Article Google Scholar.
3. Stam, J. Real-time fluid dynamics for games. In Proceedings of the Game Developer Conference, vol. 18 25 (2003).
4. Krüger, J. H. & Westermann, R. Gpu simulation and rendering of volumetric effects for computer games and virtual environments. In Computer Graphics Forum, vol. 24 685–694 (North Holland, 2005).
5. Vinuesa, R. & Brunton, S. L. Enhancing computational fluid dynamics with machine learning. Nat. Comput. Sci. 2, 358–366 (2022). Article PubMed Google Scholar.
6. Obiols-Sales, O., Vishnu, A., Malaya, N. & Chandramowliswharan, A. Cfdnet: A deep learning-based accelerator for fluid simulations. In Proceedings of the 34th ACM International Conference on Supercomputing 1–12 (2020).Karniadakis, G. E. et al. Physics-informed machine learning. Nat. Rev. Phys. 3, 422–440 (2021). Article Google Scholar.
7. Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention 234–241 (Springer, 2015).
8. Guo, X., Li, W. & Iorio, F. Convolutional neural networks for steady flow approximation. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining 481–490 (2016).

УДК: 37.01:165.74

ОКУТУУДА ТОПТУН ЖУМУШУН РАНДОМАЙЗЕР ГЕНЕРАТОРУН КОЛДОНУП УЮШТУРУУ

Бактыбек кызы Айсулуу – окутуучу ОшМПУ
E/mail: b.aisuluu96@gmail.com

Аннотация

Билим берүү процессинде жаңы технологияларды колдонуу окуучулардын кызыгуусун арттырып, сабактарды өзгөчөлүү жана кызыктуу кылууга мүмкүнчүлүк түзөт.