



UDK: 546.26.043:535

Abdurauf OLIMOV,

Ion plazma va lazer texnologiyalari instituti, "Optika va spektroskopiya" laboratoriyasi kichik ilmiy xodimi

E-mail: aolimov91@yahoo.com

Urol MAXMANOV,

Ion plazma va lazer texnologiyalari instituti, "Optika va spektroskopiya" laboratoriyasi mudiri, f.-m.f.d., prof.

E-mail: urolmakh@gmail.com

O'zbekiston Milliy universiteti Fotonika kafedrasini mudiri, f.-m.f.n., dots. T.Axmadjanov taqrizi asosida

QUYOSH ELEMENTLARI UCHUN $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ -YUPQA QATLAMLARI OLISH JARAYONLARINING TAHLILLARI

Аннотация

$Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamlarini ishlab chiqarish jarayoni yupqa qatlamning fizik xususiyatlari va quyosh elementlari samaradorligida muhim rol o'ynaydi. Ishlab chiqarish jarayonini optimallashtirish va qurilma samaradorligini oshirish uchun o'sish sharoitlari parametrlari o'rtasidagi o'zaro ta'sirni o'rganish vaqt va resurslarni talab qiladi. Ushbu ishda biz $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamlarini ishlab chiqarish jarayonini optimallashtirish uchun tajribaviy ma'lumotlardan foydalanib, mashinaviy o'qitish usullari yordamida tahlil qilindi. Optimallashtirilgan ML modellari V_{oc} ni prognoz qilishda o'rtacha kvadratik xato 1% va Pearson koeffitsienti $r = 0.9$ ga yuqori aniqlikni namoyish etadi.

Kalit so'zlar: $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$; quyosh elementi; mashinaviy o'qitish; SHAP

АНАЛИЗ ПРОЦЕССА ПОЛУЧЕНИЯ ТОНКИХ ПЛЕНОК $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ ДЛЯ СОЛНЕЧНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ

Аннотация

Процесс изготовления тонких плёнок $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ играет важную роль в определении их физических свойств и эффективности солнечных элементов. Изучение взаимодействия параметров условий роста для оптимизации процесса изготовления и повышения эффективности устройства требует значительных затрат времени и ресурсов. В данной работе мы проанализировали экспериментальные данные с использованием методов машинного обучения (МО) для оптимизации процесса изготовления тонких плёнок $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$. Оптимизированные модели МО демонстрируют высокую точность прогнозирования эффективности фотопреобразования со среднеквадратической ошибкой 1% и коэффициентом Пирсона $r = 0,9$.

Ключевые слова: $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$; солнечный элемент; машинное обучение; SHAP

ANALYSIS OF THE PROCESS OF OBTAINING $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ THIN FILMS FOR SOLAR CELLS

Annotation

The fabrication process of $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ thin films plays an important role in determining their physical properties and the efficiency of solar cells. Studying the interaction of growth condition parameters to optimize the fabrication process and improve the device efficiency is time-consuming and resource-intensive. In this paper, we analyzed experimental data using machine learning (ML) methods to optimize the fabrication process of $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ thin films. The optimized ML models demonstrate high accuracy in predicting the photoconversion efficiency with a root-mean-square error of 1% and a Pearson coefficient of $r = 0.9$.

Keywords: $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$; solar cell; machine learning; SHAP

Kirish. $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ asosidagi quyosh elementlari oxirgi yillarda dunyoning yetakchi ilmiy markazlarida faol o'rganilmoqda [1]. Bunga sabab $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ ($0 \leq x \leq 1$) yutuvchi qatlam yuqori yutilish koeffitsiyenti ($> 10^5 \text{ cm}^{-1}$), nisbatan past erish harorati ($500 - 608 \text{ }^\circ\text{C}$) va yer yuzida ko'p tarqalganligi kabi o'ziga xos xususiyatlarga ega [2], [3].

Oxirgi o'nyillikda, $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamlari asosidagi quyosh elementlari samaradorligi 10.75% gacha ortdi [4–6]. Ammo, nazariy jihatdan bu materiyallar asosidagi quyosh elementlarining samaradorligini 32% gacha oshirish mumkin [7]. Oxirgi o'tkazilgan tadqiqotlar shuni ko'rsatdiki tajribada olingan energiya o'zgartirish samaradorligi (PCE) va nazariy qiymatlari orasidagi farq mavjud. Yorug'lik ta'sirida generatsiyalangan zaryad tashuvchilarning $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlam hajmi va sirtida mavjud bo'lgan shuqur sath hosil qiluvchi nuqsonlar natijasida rekombinatsiyaga uchrashi yuqoridagi farqning asosiy omili ekanligi ma'lum bo'ldi [8].

Bundan tashqari, asosiy qatlamning kristallik darajasi yuqori bo'lmaganligi tufayli zaryad tashuvchilar harakatchanligining pastligi va nomuvofiq kristallanish yo'nalishi yuqorida aytib o'tilgan farqni oshirishga xizmat qiladi [8–10]. Bu materiallar asosidagi quyosh elementlarining unumdorligini oshirish uchun $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamni olish jarayonini optimallashtirish talab etiladi [9,11,12]. O'sish sharoitlarini optimallashtirish asosan taglik yoki qizdirish harorati, keyingi ishlov berish usullari, o'stirish tezligi, $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ qatlamlarining qalinligi va tarkibi kabi turli parametrlarni optimallashtirishni o'z ichiga oladi. Shuning uchun, elektr parametrlari bilan o'sish sharoitlari o'rtasidagi miqdoriy bog'liqlikni tahlil qilish muhim ahamiyatga ega.

Quyosh elementlari samaradorligining ishlab chiqarish jarayoniga bog'liqligini o'rganishning an'anaviy usuli – bu tajribaviy sinov bo'lib, odatda alohida parametrlarni tizimli ravishda o'zgartirish va boshqa parametrlarni o'zgarimas holda saqlashga asoslanadi. Tajribaviy natijalar turli ilmiy jurnallarda chop etilganligi sababli, ularni taqqoslab o'rganish juda ko'p vaqt va resurs talab qiladi.

Bundan tashqari, V_{OC} , I_{SC} , FF va PCE ga ta'sir qiluvchi parametrlar o'rtasidagi murakkab o'zaro bog'liqlik yetarlicha baholanmaydi. Bu esa qurilma samaradorligida katta og'ishlarga olib keladi.

Hozirgi kunda mashinaviy o'qitish (ML) algoritmlari materialshunoslikda, shuningdek, $Cu(In,Ga)Se_2$, organik va perovskit quyosh elementlarini loyihalashda samarali qo'llanilmoqda [13],[14], [15]. ML - bu ma'lumotlar to'plamlari bilan birlashadigan, ma'lumotlarga asoslangan yondashuvdir. Shu sababli, hatto kichik ma'lumotlar to'plamidan ham o'zaro bog'liqliklarni ajratib olish qobiliyati bilan ML murakkab tizimlarni tushunish va optimallashtirish uchun kuchli vosita sifatida paydo bo'ldi [16], [17]. ML algoritmlaridan foydalanish orqali tadqiqotchilar o'sish sharoitlari, kimyoviy tarkib, qurilma tuzilmasi va quyosh elementlarining samaradorligi o'rtasidagi miqdoriy bog'liqlikni aniqlashlari mumkin [14,18,19].

Ushbu ishda biz quyosh elementlari ishlab chiqarish jarayonini tahlil qilish uchun $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamlarining o'sish sharoitlari parametrlariga asoslanib, quyosh elementlari samaradorligiga miqdoriy bog'liqligini o'rganishga yo'naltirilgan ML yondashuvidan foydalandik. ML uchun 8 ta xususiyatdan iborat ma'lumotlar to'plami tajribada olingan natijalarni chop etilgan maqollarni yig'ish hisobotlarni yig'ish, xususiyatlarni tanlab olish va ularni qayta ishlash orqali yaratildi. ML modellarning tushuntirish SHAP usuli orqali amalga oshirildi. SHAP qiymatlari turli ML modellarini tushuntirish uchun qo'llaniladi va bu esa ML modellarini yanada tushunarli va to'liq izohlanadigan qiladi [20].

Material va metodlar. ML usuli uchun $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ asosidagi MT ni quyida tavsiflangan uch bosqichda amalga oshirildi:

1) xususiyatlarni tanlash: umumiy hisobda 4 ta kattaliklar kirish xususiyatlari sifatida tanlab olindi. Bular $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlam qalinligi (d), taglik (qizdirish, selenizatsiya, sulfurizatsiya) harorati, bazaviy qatlam o'sish tezligi d/t , t - kristallizatsiya (o'stirish, qizdirish, selenizatsiya) vaqti. Yupqa qatlam kimyoviy tarkibi $x=S/(S+Se)$ ni esa taqiqlangan soha kengligi qiymati bilan ifodalandi. Quyosh elementlarining I_{SC} , V_{OC} , FF, PCE parametrlari MTda chiqish kattaliklari sifatida olinib, $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamlari fizik xususiyatlarim va sifatini baholovchi ko'rsatkichlar sifatida belgilandi.

2) ma'lumotlarni tozalash: MTdan bir xil kirish xususiyatlari bilan turli xil chiqish (I_{SC} , V_{OC} , FF, PCE) xususiyatlariga ega ma'lumotlar va chop etilmagan kattaliklarni anqlash imkoni bo'lmagan ma'lumotlarni olib tashlash;

3) qo'shimcha ma'lumotlar bilan to'ldirish: tajriba ma'lumotlarida qayd etilmagan o'zgaruvchilar boshqa manbalar orqali to'ldirildi. Bu holda adabiyot-larda qayd etilmagan ma'lumotlar boshqa adabiyotlarda eng ko'p chop etilgan qiymatlari bilan qayd etildi. Misol uchun, Sb_2Se_3 va Sb_2S_3 kristallari uchun taqiqlangan soha kengliklarining eng ko'p chop etilgan qiymatlari mos ravishda ~ 1.2 va ~ 1.7 eV dan iborat. Boshqa qayd etilmagan kattaliklar uchun ham huddi shunday yondoshuv qo'llanildi. Bundan tashqari, MTdagi har bir namuna o'zida muhim bo'lgan informatsi-yani saqlagan uchun, boshqa adabiyotlar orqali anqlash imkoni bo'lmagan kirish parametrlarining qiymatlari MTdagi ushbu parametrlarning qolgan qiymatlari o'rta arifmetigi bilan to'ldirildi. Umuman olganda, MTni yaratish uchun $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ quyosh elementlari asosidagi chop etilgan 200 dan ortiq ilmiy ma'qolalardan jami turli usullar bilan olingan 139 ta quyosh elementi ma'lumot na'munasidan iborat MT yaratildi.

Yuqorida qayd etilgan quyosh elementining to'rt elektr parametrlariga asosiy yorug'lik yutuvchi $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ qatlamning olish termodinamik parametrlari ta'sirini miqdoriy tahlil qilish uchun beshta ML algoritmlaridan foydalanildi. Bular GB, MLP (ANN sifatida), SVR, RF va XGB algoritmlaridir. Optimal giperparametrlarni topish "GridsearchCV" va "10-fold" kros-validatsiya usuli bilan amalga oshirildi. ML modellari unumdorligi quyidagi (1) va (2) ifodalarda keltirilgan o'lchov kattliklari bilan amalga oshirildi.

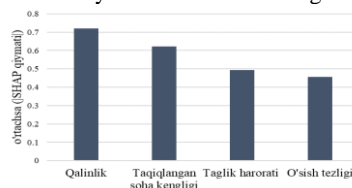
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (1)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

Bu yerda, RMSE - o'rtacha kvadratik hatolik, r - Pearson korrelyatsiya koeffisienti, X_i - prognoz qilingan qiymat, Y_i - tajribada olingan qiymat, \bar{X} , \bar{Y} lar mos ravishda X va Y ning o'rtacha qiymatlari. n - ma'lumotlar soni

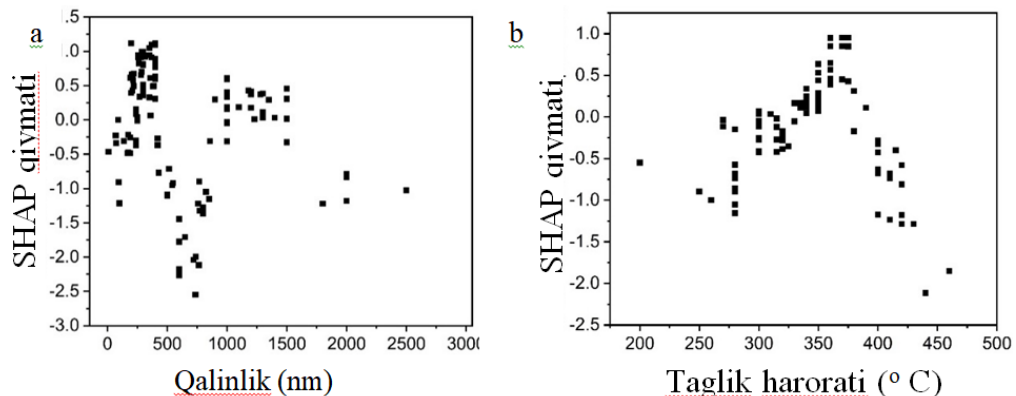
Olingan natijalar va ularning tahlili. Beshta ML modeli MT da keltirilgan jami ma'lumotlarning tasodifiy tanlangan 90% qismida o'qitildi, qolgan 10% esa modelni sinash uchun test to'plami sifatida ishlatildi. Turli modellar tomonidan I_{SC} , V_{OC} , FF va PCE ni prognoz qilishda RMSE va r qiymatlari bilan prognoz qilish samaradorligi umumlashtirilgan. Modelning o'qitish to'plami bo'yicha RMSE qiymati modelning o'rganish samaradorligini ko'rsatadi. RMSE ning kichikroq qiymati modelning shuncha yaxshi o'rganish qobiliyatini ko'rsatadi. Boshqa tomondan, o'qitish va sinov MT bo'yicha RMSE qiymatlari orsidagi katta farq bu haddan tashqari moslashtirish belgisi bo'lishi mumkin. Modellarning sinov ma'lumoti bo'yicha prognoz qobiliyati RMSE va r qiymatlar orqali hisoblandi.

XGB model boshqa to'rt modelga qaraganda sinov MT da V_{OC} va PCE ni prognoz qilishda RMSEning, mos ravishda, 33 mV va 1% qiymatlari bilan eng yaxshi natijani qayd etdi. Bunda r ning qiymati mos ravishda 0.97 va 0.9 ga teng bo'ldi. RF modeli esa I_{SC} va FF ni prognoz qilishda eng yaxshi natijani ko'rsatdi. Qo'shimcha ravishda, RF va GB algoritmlari ham o'xshash o'rganish va prognoz qilish samaradorligini namoyish etdi. Quyosh elementlarining ishlab chiqarish jarayonidagi termodinamik parametrlarining ta'sirini tahlil qilishdan oldin, biz mazkur parametrlarining PCE ga ta'sirini ahamiyatligi bo'yicha tartibladik. 1-rasmda ko'rsatilganidek, PCE ga ta'sir qiluvchi to'rtta kiritish xususiyatlarining ahamiyati baholangan. Xususiyatlar absolyut SHAP qiymatlarining o'rtacha qiymati bo'yicha kama-yish tartibida tasvirlangan..



1-rasm. PCE prognozida to'rtta kiruvchi kattaliklarning SHAP qiymati asosida muhimlik darajasi bo'yicha tartibi.

1-rasmdan aniq ko'rish mumkinki, XGB modeli $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlam qalinligi va taqiqlangan soha kengligini PCE ga ta'sir qiluvchi eng muhim ikkita faktor sifatida aniqlagan. Taglik harorati va o'sish tezligi mos ravishda uchinchi va oxirgi o'rinlarni egallagan bo'lib, ular o'rtasida sezilarli farq yo'q.



2-rasm. a, b) Mos ravishda, PCEni prognoz qilishda qalinlik va taglik haroratining SHAP qiymatiga bog'liqligi grafiki

2-rasmda $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa qatlamining qalinligini hisoblangan PCE qiymatlari yordamida SHAP qiymatlari tasvirlangan. Umuman olganda, quyosh elementlari uchun yorug'lik yutuvchi qatlamning optimal qalinligi ikki asosiy omil: yorug'likni yutish va zaryad tashuvchilarining o'rtacha erkin yugirish yo'li asosida aniqlanadi. Biroq, optimal qalinlik materiallar, qurilma arxitekturasi va boshqa omillarga qarab farq qilishi mumkin.

2a-rasmda taglik haroratining prognoz qilingan PCE qiymatlari yordamida SHAP qiymatlarining o'zgarishi tasvirlangan. Taglik harorati 250°C dan 350°C gacha o'zgarganda, SHAP qiymatlari o'suvchi tendensiyani ko'rsatib, 300°C atrofida musbat qiymatlarga o'tadi. Bu taglik haroratining ushbu diapazonda PCE ni oshishiga olib keladi, maksimal ijobiy ta'sir taxminan 350°C da yuzaga keladi. Taglik harorati yanada oshganda, SHAP qiymatlari kamayishni boshlaydi, dastlab musbat holatda qoladi, ammo 400°C atrofida manfiy qiymatlarga erisha boshlaydi. Bu 2b-rasmda $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ quyosh elementlari samaradorligi hamda yupqa qatlamning o'sish tezligi o'rtasidagi bog'liqlik tasvirlangan. O'sish tezligining dastlabki bosqichida (0 dan ~600 nm/min gacha) SHAP qiymatlari manfiy sohadan keskin musbat sohagacha o'sib, maksimal qiymatga erishadi. SHAP bog'liqlik grafigidan ko'rinadiki $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ qatlamining o'sish tezligini ma'lum bir darajada (taxminan 600 nm/min gacha) ushlab turish PCE ni maksimal darajada oshirish uchun muhim ekanligini ko'rsatadi.

Xulosa. 5 ta ML model orasida XGB PCE ni bashorat qilishda test to'plamida eng RMSE= 1% va r= 0.9 koeffitsiyentlar bilan XGB modeli ang yuqori natijani qayt etdi. SHAP thuntirish usuli orqali optimal qalinlik va asosiy qatlam o'sish yo'nalishi o'rtasida musbat korrelyatsiya borligi aniqlandi. Bundan tashqari, asosiy qatlam qalinligi, taglik harorati va taqiqlangan soha kengligi kabi to'rtta o'sish shartlari parametrlari PCE rivojlanishida muhim rol o'ynaydi. Mazkur yondoshuv $Sb_2(S_xSe_{1-x})_3$ yupqa quyosh elementlarining optimal ishlab chiqarish jarayoni parametrlarini topish va o'sish shartlari va quyosh elementi ishlashi o'rtasidagi miqdoriy bog'liqlikni o'rganish uchun yangi yondashuvni taqdim etadi.

Ushbu tadqiqot O'zbekiston Respublikasi Oliy ta'lim, fan va innovatsiyalar vazirligining FL-8323102108 "Uglerod asosidagi funksional nanomateriallarni sintezi va modifikatsiyasi, ularning atom zarralari bilan o'zaro ta'sirini tadqiq etish" loyihasi tomonidan qo'llab-quvvatlandi.

ADABIYOTLAR

1. X. Wang, R. Tang, C. Wu, C. Zhu, T. Chen, Development of antimony sulfide-selenide $Sb_2(S, Se)_3$ -based solar cells, *Journal of Energy Chemistry* 27 (2018). <https://doi.org/10.1016/j.jechem.2017.09.031>.
2. L. Zhang, K. Wu, J. Yu, Y. Yu, Y. Wei, Sb_2Se_3 films fabricated by thermal evaporation and post annealing, *Vacuum* 183 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.vacuum.2020.109840>.
3. Y.C. Lin, C.H. Chang, Y.J. Hung, Bandgap grading via sputtering and post-selenization using SeS_2 powder enabling $Sb_2(S, Se)_3$ solar cells with 7.1% efficiency, *Solar Energy Materials and Solar Cells* 259 (2023). <https://doi.org/10.1016/j.solmat.2023.112464>.
4. Y. Zhao, S. Wang, C. Li, B. Che, X. Chen, H. Chen, R. Tang, X. Wang, G. Chen, T. Wang, J. Gong, T. Chen, X. Xiao, J. Li, Regulating deposition kinetics via a novel additive-assisted chemical bath deposition technology enables fabrication of 10.57%-efficiency Sb_2Se_3 solar cells, *Energy Environ. Sci.* 15 (2022). <https://doi.org/10.1039/d2ee02261c>.
5. X. Chen, B. Che, Y. Zhao, S. Wang, H. Li, J. Gong, G. Chen, T. Chen, X. Xiao, J. Li, Solvent-Assisted Hydrothermal Deposition Approach for Highly-Efficient $Sb_2(S, Se)_3$ Thin-Film Solar Cells, *Adv. Energy Mater.* 13 (2023). <https://doi.org/10.1002/aenm.202300391>.
6. S. Wang, Y. Zhao, B. Che, C. Li, X. Chen, R. Tang, J. Gong, X. Wang, G. Chen, T. Chen, J. Li, X. Xiao, A Novel Multi-Sulfur Source Collaborative Chemical Bath Deposition Technology Enables 8%-Efficiency Sb_2S_3 Planar Solar Cells, *Advanced Materials* 34 (2022). <https://doi.org/10.1002/adma.202206242>.
7. S. Rühle, Tabulated values of the Shockley-Queisser limit for single junction solar cells, *Solar Energy* 130 (2016). <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.02.015>.
8. G.X. Liang, Y. Di Luo, S. Chen, R. Tang, Z.H. Zheng, X.J. Li, X.S. Liu, Y.K. Liu, Y.F. Li, X.Y. Chen, Z.H. Su, X.H. Zhang, H.L. Ma, P. Fan, Sputtered and selenized Sb_2Se_3 thin-film solar cells with open-circuit voltage exceeding 500 mV, *Nano Energy* 73 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.nanoen.2020.104806>.
9. J. Dong, Y. Liu, Z. Wang, Y. Zhang, Boosting V OC of antimony chalcogenide solar cells: A review on interfaces and defects, *Nano Select* 2 (2021) 1818–1848. <https://doi.org/10.1002/nano.202000288>.

10. J. Zhou, H. Chen, X. Zhang, K. Chi, Y. Cai, Y. Cao, J. Pang, Substrate dependence on (Sb₄Se₆)_n ribbon orientations of antimony selenide thin films: Morphology, carrier transport and photovoltaic performance, *J. Alloys Compd.* 862 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2021.158703>.
11. A. Mavlonov, T. Razykov, F. Raziq, J. Gan, J. Chantana, Y. Kawano, T. Nishimura, H. Wei, A. Zakutayev, T. Minemoto, X. Zu, S. Li, L. Qiao, A review of Sb₂Se₃ photovoltaic absorber materials and thin-film solar cells, *Solar Energy* 201 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.03.009>
12. H. Chen, Z.Q. Li, B. Sun, X.D. Feng, Towards high-efficiency planar heterojunction antimony sulfide solar cells, *Opt. Mater. (Amst.)* 121 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.optmat.2021.111556>.
13. J. Xue, J. Huang, G. Liu, M. Li, Z. Wei, Z. Lai, N. Qu, Y. Liu, Y. Fu, J. Zhu, Efficient design of lightweight AlCrFeNiTi-based high-entropy alloys via computational thermodynamics and interpretable machine learning, *Vacuum* 225 (2024) 113290. <https://doi.org/10.1016/J.VACUUM.2024.113290>.
14. C. Zhu, W. Liu, Y. Li, X. Huo, H. Li, K. Guo, B. Qiao, S. Zhao, Z. Xu, H. Zhao, D. Song, Key factors governing the device performance of CIGS solar cells: Insights from machine learning, *Solar Energy* 228 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.09.031>.
15. G. Otnes, D. Lindholm, H. Fjær, P. Seljom, S.E. Foss, Machine learning assisted representative period selection as input to modelling of field degradation in photovoltaic modules, *Solar Energy Materials and Solar Cells* 263 (2023) 112559. <https://doi.org/10.1016/J.SOLMAT.2023.112559>.
16. F. Li, X. Peng, Z. Wang, Y. Zhou, Y. Wu, M. Jiang, M. Xu, Machine Learning (ML)-Assisted Design and Fabrication for Solar Cells, *Energy and Environmental Materials* 2 (2019) 280–291. <https://doi.org/10.1002/eem2.12049>.
17. Ç. Odabaşı, R. Yıldırım, Machine learning analysis on stability of perovskite solar cells, *Solar Energy Materials and Solar Cells* 205 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.solmat.2019.110284>.
18. Y. Liu, W. Yan, S. Han, H. Zhu, Y. Tu, L. Guan, X. Tan, How Machine Learning Predicts and Explains the Performance of Perovskite Solar Cells, *Solar RRL* 6 (2022). <https://doi.org/10.1002/solr.202101100>.
19. J. Li, B. Pradhan, S. Gaur, J. Thomas, Predictions and Strategies Learned from Machine Learning to Develop High-Performing Perovskite Solar Cells, *Adv. Energy Mater.* 9 (2019). <https://doi.org/10.1002/aenm.201901891>.
20. S.M. Lundberg, S.I. Lee, A unified approach to interpreting model predictions, in: *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 2017