

ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ТА ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ НАПИСАННЯ МУЗИЧНИХ ТВОРІВ

Гаєриленко О.В., кандидат фізико-математичних наук, Національний технічний університет України «КПІ імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна, gelenal1980@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0413-6274

Дмитрук О.Ю., Національний технічний університет України «КПІ імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна, oj.dmytruk@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0596-0492

Тетерук А.В., Національний транспортний університет, Київ, Україна, teteruk.anastasiia.work@gmail.com, orcid.org/0000-0002-5309-4122

MATHEMATICAL MODELS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS USAGE FOR AUTOMATION OF WRITING MUSICAL COMPOSITIONS

Gavrylenko O.V., Candidate of Physical and Mathematical Sciences, National Technical University of Ukraine «KPI named after Ihor Sikorsky», Kyiv, Ukraine, gelenal1980@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0413-6274

Dmytruk J.Y., National Technical University of Ukraine «KPI named after Igor Sikorsky», Kyiv, Ukraine, oj.dmytruk@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0596-0492

Teteruk A.V., National University of Transport, Kyiv, Ukraine, teteruk.anastasiia.work@gmail.com, orcid.org/0000-0002-5309-4122

Вступ

Генерація музики є однією з класичних задач застосування штучного інтелекту для створення розважального контенту. Теорія музики не є однозначною, існує безліч підходів до представлення та формалізації музичної інформації. Нещодавні розробки, такі як поява представлення даних MIDI та програмних інструментів для аналізу музики, дозволили отримувати з вхідних аудіофайлів структуровані дані, до яких можна застосовувати різні підходи для виявлення закономірностей та створення унікального нового аудіоматеріалу.

Актуальність автоматизації генерації музики пов'язана з популяризацією музичних творів у соціальних мережах: накладання їх на відео, рекламу тощо. Створення унікального наповнення відео та аудіоматеріалу потребує можливості генерації мелодії відповідно до тематики профілю автора контенту.

Існує ряд методів для генерації музики, серед яких: математичні моделі; системи, засновані на знаннях; граматики; оптимізаційні підходи; еволюційні методи; системи, які навчаються; гібридні системи. Найпопулярнішими способами написання мелодіє серед дослідників є застосування ланцюгів Маркова або нейронних мереж, серед яких: рекурентні нейронні мережі (Recurrent neural network, RNN), нейронні мережі довгої короткочасної пам'яті (Long short-term memory, LSTM), генеративно-змагальні мережі (Generative adversarial networks, GAN), згорткові нейронні мережі (Convolutional neural network, CNN).

Метою дослідження є аналіз способу комбінування підходів до автоматичної генерації задля збільшення тривалості згенерованого музичного фрагменту (в порівнянні з аналогами) та підвищення рівня його відмінності від вхідної композиції.

Аналіз пов'язаних досліджень та публікацій

Проблема автоматичної генерації музики активно досліджується впродовж останніх десятиліть. Існує низка наукових праць, у яких автори пропонують варіації грамастик для представлення музики, проектують різноманітні моделі нейронних мереж та застосовують еволюційне моделювання.

У роботі «A Comprehensive Survey on Deep Music generation: Multi-level Representations, Algorithms, Evaluations, and Future Directions» (Shulei Ji, Jing Luo, and Xinyu Yang; School of Computer Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, China, 2020) автори розглядають історію проблематики автоматизованого написання музики та різні способи представлення даних [1]. Пропонується розглядати процес генерації мелодії за наступними рівнями:

- верхній рівень: генерація партитури;

- середній рівень: відтворення музики;
- нижній рівень: генерація аудіо.

Задачі верхнього рівня включають в себе виділення хорд вхідного твору, музичну гармонізацію та накладання додаткового умовного акомпонементу на мелодію. На середньому рівні задача алгоритмів та моделей полягає у застосуванні параметрів відтворення до виділених на верхньому рівні частин мелодії. Нижній рівень моделей вирішує найважчі завдання, такі як синтез аудіо та вокальної партії. Автори дослідження наводять приклади моделей для вирішення задач кожного з рівнів. Переважно розглядаються генеративні нейронні мережі.

Праця «Personalized Popular Music Generation Using Imitation and Structure» (Shuqi Dai, Carnegie Mellon University; Xichu Ma, National University of Singapore; Ye Wang, National University of Singapore; Roger B. Dannenberg, Carnegie Mellon University, 2021) спрямована на вирішення задачі автоматичного створення персоналізованої музики, імітуючи одну або кілька пісень, вибраних користувачем [2]. Описана система приймає одну початкову пісню як вхід. Після деяких кроків попередньої обробки кожна виділена з вхідного матеріалу частина передається у відповідний модуль генерації. Наявні наступні модулі генерації:

- структурний;
- виділення прогресії акордів (партетури);
- модуль мелодії;
- накладання басу.

Результати з структурного модуля та модуля виділення прогресії акордів подаються в інші модулі як вхідні дані. Темп відповідає темпу початкової пісні. Мелодія формується відповідно до розрахованих частот даних структури та прогресії акордів. Для накладання стилізованого басу використовується метод ланцюгів Маркова. Виходом є поєднання стилістичної мелодії, акордового супроводу і басових MIDI-треків, синтезоване для отримання аудіо.

Дослідження «Symbolic Music Generation with Transformer-GANs» (Aashiq Muhamed; Liang Li; Xingjian Shi; Suri Yaddanapudi; Wayne Chi; Dylan Jackson; Rahul Suresh; Zachary C. Lipton; Alexander J. Smola; Amazon Web Services, Carnegie Mellon University, 2021) спрямоване на покращення підходу використання генеративно-змагальних мереж-трансформерів (Transformer-GAN) для створення довготривалих музичних сутностей [3]. Основні результати роботи включають в себе:

- новий підхід Transformer-GAN для створення довгих музичних послідовностей із понад 1000 маркерів із використанням попередньо навченої мережі SpanBERT у якості дискримінатора;
- детальне дослідження впливу попереднього навчання, функцій втрат, регуляризації та кількості заморожених шарів у дискримінаторі на якість музики;
- ряд прийомів для тренування генеративно-змагальної мережі;
- показник на основі класифікатора для оцінки генеративних моделей.

Проаналізовані публікації демонструють, що проблема розвитку алгоритмів генерації музики залишається актуальною. Поєднання різних підходів до вирішення задачі дозволяє збільшувати тривалість згенерованих мелодій та наближати композиції до вподобань користувачів.

Постановка задачі

На вхід подається референсний аудіофрагмент у форматі MIDI. Для даної роботи обрано композицію Моцарта «Соната №17 в B-Dur».

Ціль полягає у тому, щоб дослідити результативність поєднання нейронних мереж, а саме, моделі LSTM та марківських процесів для створення унікального, достатньо тривалого музичного твору на основі вхідної музичної композиції.

Після попередньої обробки вхідного файлу та двоетапної генерації композиції на виході необхідно отримати згенерований аудіофайл у форматі MIDI.

Опис методу

Попередня обробка референсного файлу включає в себе виділення нот та хорд вхідного фрагменту. Для вирішення цієї задачі використано готову бібліотеку music21 мови Python, а саме її метод `converter.parse`. Масив виділених акордів представлено в додатку А. Такий самий підхід використовується для поділу на акорди виходу нейронної мережі перед застосуванням підходу ланцюгів Маркова на другому етапі.

На першому етапі вхідна композиція подається у якості навчальних даних для нейронної мережі LSTM. Для перетворення вхідних даних з категоріальних на числові застосовується метод швидкого кодування (One-Hot Encoding). LSTM – це рекурентні нейронні мережі, що містять в повторюваному прихованому шарі блоки пам'яті – спеціальні одиниці, що представляють осередки

пам'яті з самоз'єднаннями, які зберігають тимчасовий стан мережі на додаток до спеціальних мультиплікативних одиниць, які називаються воротами для керування потоком інформації [4]. Кожен блок пам'яті в оригінальній архітектурі містив вхідний (input gate) і вихідний вентиль (output gate). Вхідний вентиль керує потоком активацій введення в комірку пам'яті. Вихідний шлюз керує вихідним потоком активації осередку в решту мережі. Пізніше до блоку пам'яті було додано шлюз забуття (forget gate) [5]. Це усунуло слабкість моделей LSTM, що заважала їм обробляти безперервні вхідні потоки не сегментовані на підпоследовності.

Шлюз забуття масштабує внутрішній стан комірки перед тим, як додати його як вхід до комірки через самоповторююче з'єднання осередку, таким чином адаптивно забуваючи або скидаючи пам'ять комірки. Крім того, сучасна архітектура LSTM містить з'єднання «вічка» (peerhole connections) від внутрішніх осередків до воріт у тій самій комірці, щоб дізнатися точний час вихідних даних [6].

Мережа LSTM обчислює відображення вхідної послідовності $x = (x_1, \dots, x_T)$ до вихідної послідовності $y = (y_1, \dots, y_T)$ шляхом розрахунку активації мережевого блоку з використанням наступних рівнянь ітераційно з $t = 1$ до T :

$$i_t = \sigma(W_{ix}x_t + W_{im}m_{t-1} + W_{ic}c_{t-1} + b_i), \#(1)$$

$$f_t = \sigma(W_{fx}x_t + W_{fm}m_{t-1} + W_{fc}c_{t-1} + b_f), \#(2)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g(W_{cx}x_t + W_{cm}m_{t-1} + b_c), \#(3)$$

$$o_t = \sigma(W_{ox}x_t + W_{om}m_{t-1} + W_{oc}c_t + b_o), \#(4)$$

$$m_t = o_t \odot h(c_t), \#(5)$$

$$y_t = \phi(W_{ym}m_t + b_y), \#(6)$$

де W позначають вагові матриці (наприклад W_{ix} – це матриця ваг від вхідного отвору до входу); W_{ic} , W_{fc} , W_{oc} – це діагональні вагові матриці для з'єднань «вічка», b позначають вектори зміщення (b_i – вхідний вентиль вектор зміщення), σ – це логістична сигмоїдна функція; i , f , o та c – відповідно вхідні ворота, ворота забуття, вихідні ворота та вектори активації осередку, усі з яких мають той самий розмір, що й вектор активації вихідної клітини m ; m – поелементний добуток векторів; g і h – функції активації входу та виходу клітинки; ϕ – функція активації виходу мережі.

Попереднє дослідження «Аналіз якості роботи системи генерування музики на основі LSTM» (Каширіна О.Ю., Гавриленко О.В., 2021) показує, що генерування творів за допомогою LSTM-мереж має задовільний результат [7]. LSTM-мережу доцільно використати для першого етапу генерування в рамках даної роботи.

Нейронна мережа використана в рамках дослідження є моделлю послідовного класу та складається з наступних частин:

- LSTM зі 128 виходами без повернення вихідних даних, що приймає на вхід матрицю вхідних станів мелодії;
- шар регуляризації методом виключення (dropout), де частка вхідних одиниць для виключення складає 20%;
- LSTM зі 128 виходами з поверненням даних виходу, що приймає на вхід результати обробки попередніми шарами;
- шар регуляризації методом виключення (dropout), де частка вхідних одиниць для виключення складає 20%.
- шар зміщення;
- шар активації з функцією активації Softmax.

У якості функції втрат використано категоріальну кросентропію. Оптимізатором виступає середньоквадратичне поширення помилки (Root Mean Square Propagation, RMSProp).

На другому етапі MIDI-файл, згенерований за результатами навчання нейронної мережі, передається на обробку методом ланцюгів Маркова. Ланцюг Маркова — це модель, яка описує послідовність можливих подій. Ця послідовність повинна відповідати припущенню Маркова — ймовірність наступного стану залежить від попереднього стану, а не від усіх попередніх станів у послідовності.

Розглянемо послідовність випадкових величин X_1, X_2, \dots, X_n . Такий набір випадкових величин $\{X_i\}$ утворює стохастичний процес. Індекс i в X_i часто називають часом. Таким чином, X_i – стан ланцюга в фіксований час i . Ланцюг Маркова — це випадковий процес, такий, що для всіх i виконується умова $[X_i | X_1, \dots, X_{i-1}] \sim [X_i | X_{i-1}]$ [8].

Музичний уривок, згенерований на першому етапі, виступає вхідними даними для побудови ланцюга. Створюється датафрейм, що містить виділені ноти і акорди (стани) та ймовірності їхнього поєднання (переходу з одного стану в інший). Після цього застосовується нормалізація ймовірностей – сума ймовірностей по стовпцям та рядкам повинна дорівнювати одиниці. Окрім цього, методами бібліотеки music21 розраховується тривалість фрагментів мелодії, відповідно до якої фрагменти діляться на такі категорії, як: короткі (S), середні (M) та тривалі (L). Для генерації вихідного аудіофайлу інтервал для фрагменту обирається рандомно, відповідно до заданих меж інтервалу категорії. Таким чином, тривалість вихідного фрагменту приблизно відповідає вхідній, але незначні зміни дозволяють підвищити унікальність згенерованого аудіофайлу. Для побудови ланцюга Маркова до датафрейму з ймовірностями застосовується дискретна ймовірнісна функція:

$$p_X(x) = P(X = x), \#(7)$$

де $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset \mathbb{R}^n$. Отримані результати у вигляді графу з ймовірностями переходу представлено на рисунку 1.

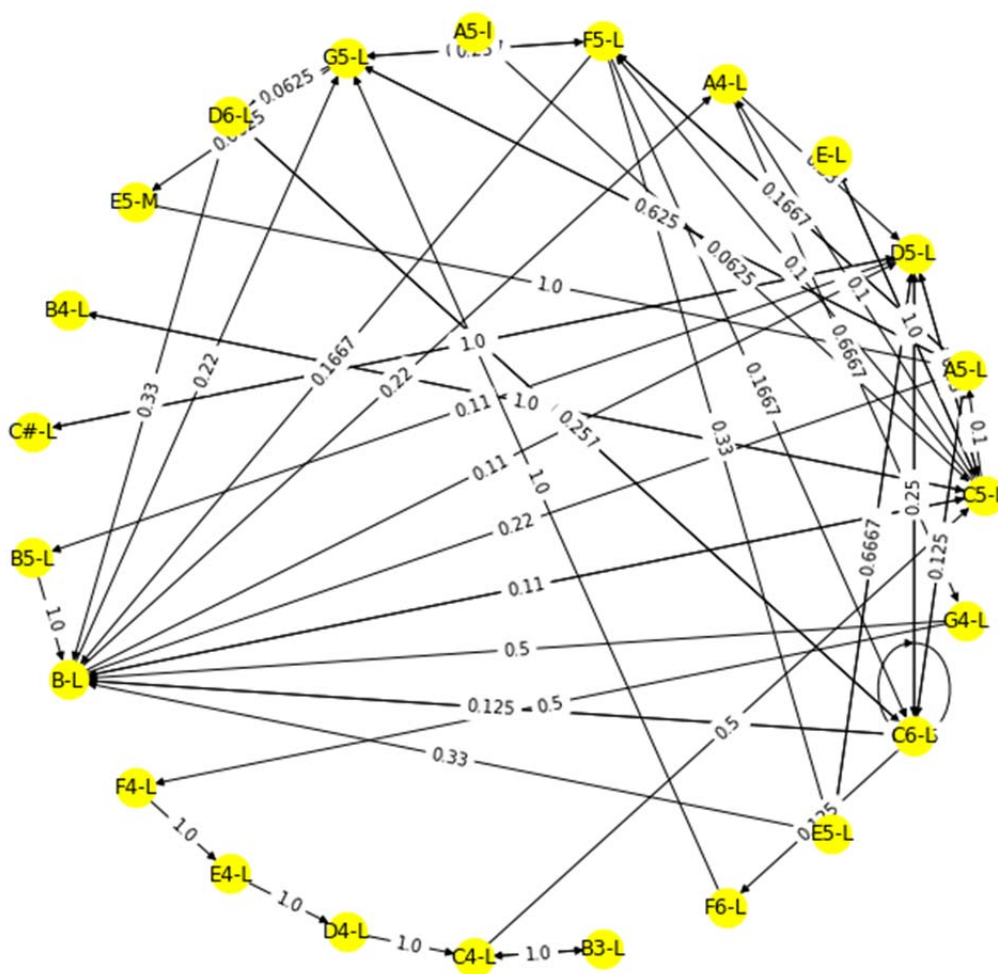


Рисунок 1 – Марківський ланцюг
Figure 1 – Markov chain

Розглянемо приклад для переходу з акорду (стану) C5-L виділеному на рисунку 2.

З прикладу можна зауважити, що сума ймовірностей переходів дорівнює одиниці. Ймовірності переходів у інші наявні стани, такі як G5-L, D6-L, E5-M, C#-L, B5-L, F4-L, E4-L, D4-L, C4-L, B3-L, F6-L, E5-L, C6-L, G4-L, C5-L, D5-L дорівнюють нулю та не представлені на графі. З ймовірністю 0.3 після акорду C5-L йтиме акорд B-L.

Ланцюги Маркова дозволяють задати довжину – у нашому випадку довжина композиції складає 500 фрагментів. На створений ланцюг накладаються обрані випадковим чином тривалості звучання фрагментів. Методами бібліотеки music21 генерується MIDI-файл з вихідною мелодією.

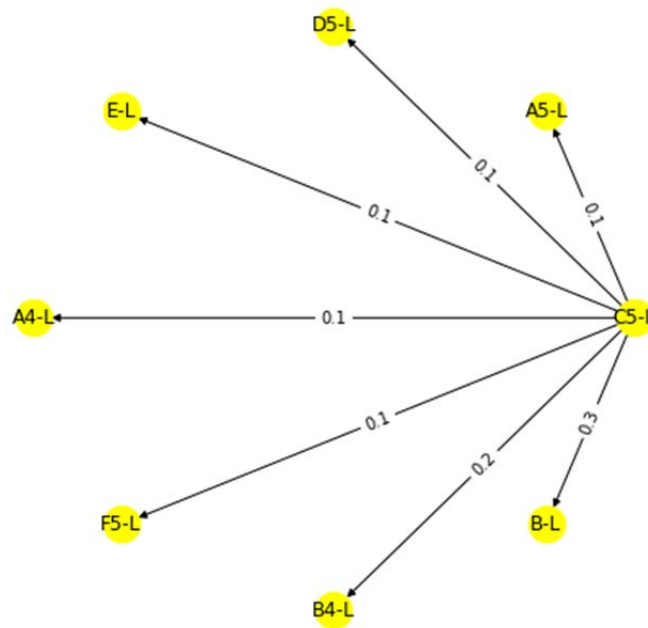


Рисунок 2 – Переходи зі стану C5-L
 Figure 2 – Transitions from the C5-L state

Результати

Розроблена нейронна мережа має точність 92.27% після 200 епох навчання. Статистика точності за епохами представлена у вигляді графіку на рисунку 3.

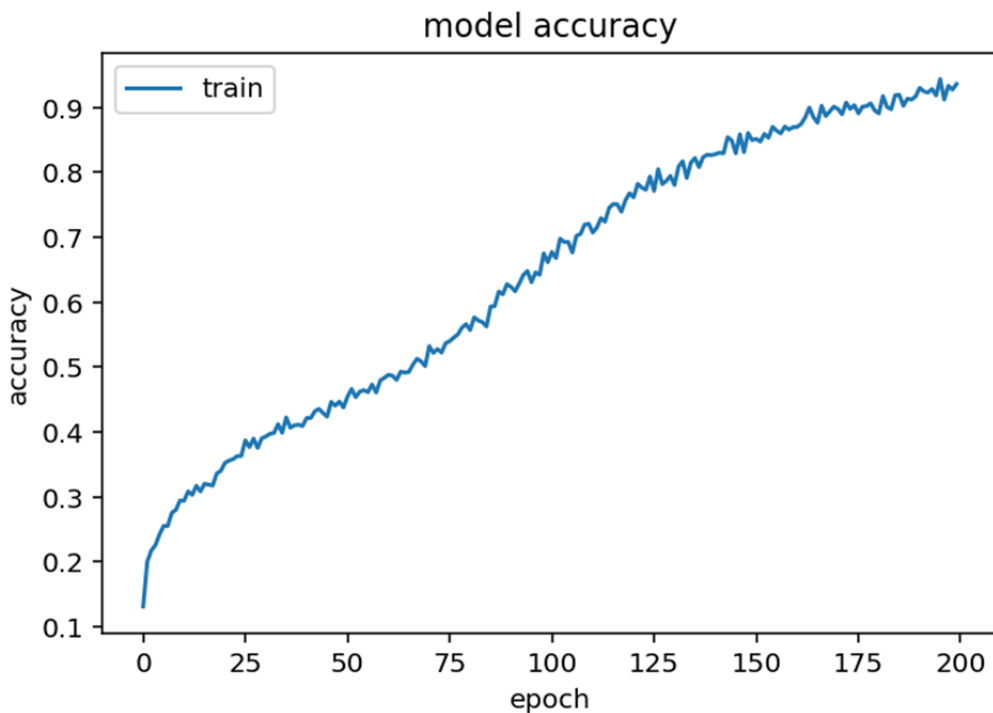


Рисунок 3 – Зростання точності моделі за епохами
 Figure 3 – Growth of the accuracy of the model by epoch

Спектрограми вхідної композиції, результату нейронної мережі та побудованої ланцюгом Маркова мелодії побудовані в середовищі FL Studio наведено на рисунках 4, 5 та 6 відповідно. Зі спектограм можемо бачити, що вихід нейронної мережі повторює основу вхідної мелодії. Вихід згенерований за допомогою ланцюга Маркова має «розріджену» спектрограму. Це пояснюється спробою випадкового вибору інтервалів (тривалості фрагментів) при моделюванні композиції.

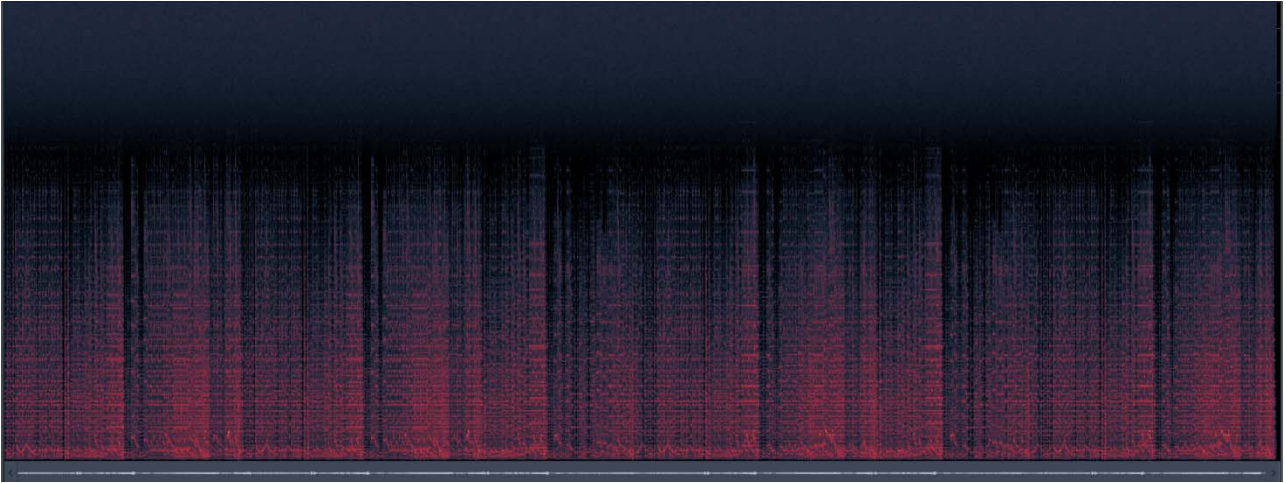


Рисунок 4 – Спектрограма вхідної мелодії
Figure 4 – Spectrogram of the input melody

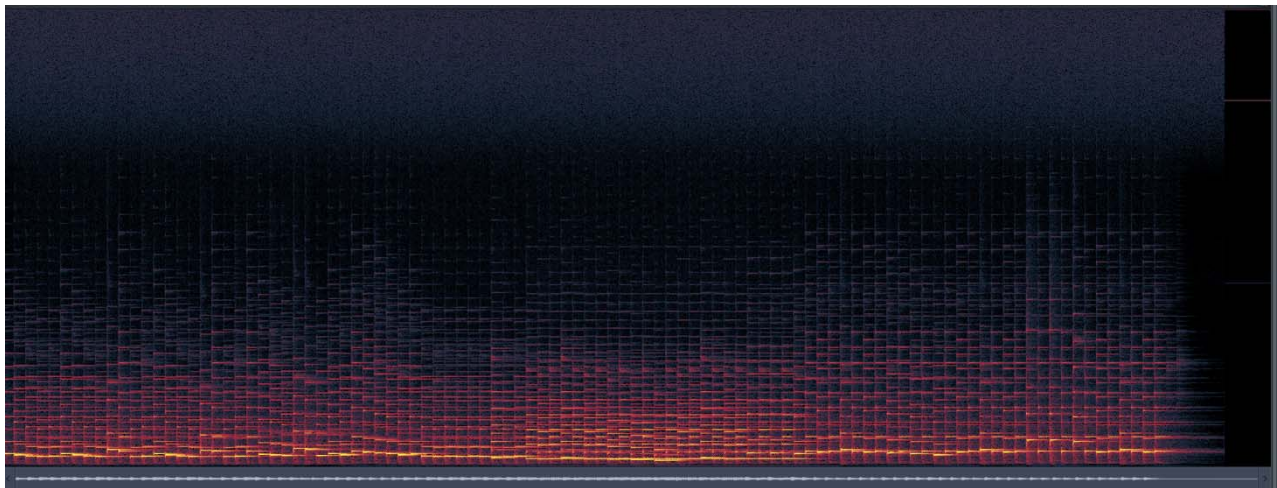


Рисунок 5 – Спектрограма виходу нейронної мережі
Figure 5 – Spectrogram of neural network output

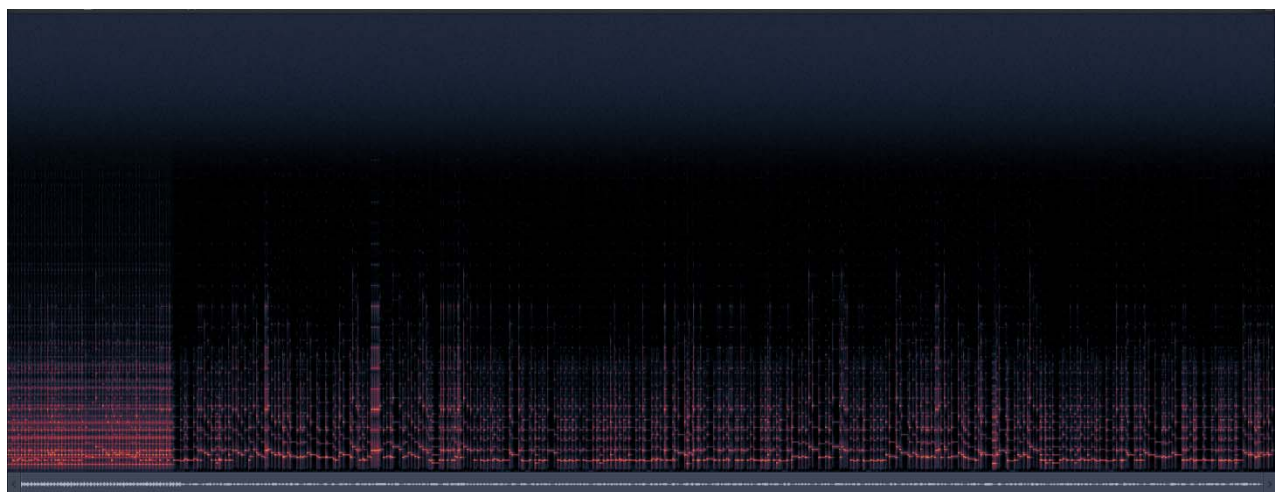


Рисунок 6 – Спектрограма мелодії, згенерованої за допомогою ланцюгів
Маркова на основі мелодії, згенерованої нейронною мережею
Figure 6 – Spectrogram of a melody generated using Markov chains based
on a melody generated by a neural network

Висновки

Автоматична генерація музики затребувана у зв'язку з популяризацією контенту, підкріпленого музичним супроводом.

Незважаючи на широкий спектр підходів до генерації музики відкритим питанням залишаються способи їхнього комбінування для вирішення проблем тривалості та унікальності мелодії. Дослідження показало, що підхід використання нейронних мереж дозволяє створити мелодію з гармонічним звучанням подібну на вхідну композицію, в той час як побудова ланцюга Маркова дозволяє задати довжину згенерованого фрагменту та накласти модифіковані тривалості для підвищення унікальності аудіоматеріалу.

Подальші дослідження передбачають роботу над варіаціями комбінацій інших нейронних мереж з методом ланцюгів Маркова, а також пошук способу для автоматизованого створення біта та його гармонійного поєднання з мелодією.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Shulei Ji, Jing Luo, Xinyu Yang. A Comprehensive Survey on Deep Music generation: Multi-level Representations, Algorithms, Evaluations, and Future Directions. 2020 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/pdf/2011.06801.pdf>.

2. Personalized Popular Music Generation Using Imitation and Structure / Shuqi Dai et al. 2021 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/pdf/2105.04709.pdf>.

3. Symbolic Music Generation with Transformer-GANs / Aashiq Muhamed et al. 2021 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/16117>.

4. Hasim Sak, Andrew Senior, Francoise Beaufays. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network Architectures for Large Scale Acoustic Modeling [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/en//pubs/archive/43905.pdf>.

5. F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, “Learning to forget: Continual prediction with LSTM,” *Neural Computation*, vol. 12, no. 10, pp. 2451–2471, 2000.

6. F. A. Gers, N. N. Schraudolph, and J. Schmidhuber, “Learning precise timing with LSTM recurrent networks,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, pp. 115–143, Mar. 2003.

7. Каширіна О.Ю. Аналіз якості роботи системи генерування музики на основі LSTM / Каширіна О.Ю., Гавриленко О.В. // Матеріали Першої Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених та студентів «Інженерія програмного забезпечення і передові інформаційні технології» (SoftTech-2021). – 2021. – С. 28–31.

8. Ilana Shapiro, Mark Huber. Markov Chains for Computer Music Generation. *Journal of Humanistic Mathematics*. 2021. Vol. 11, no. 2 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://scholarship.claremont.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1848&context=jhm>

REFERENCES

1. Shulei Ji, Jing Luo, Xinyu Yang. A Comprehensive Survey on Deep Music generation: Multi-level Representations, Algorithms, Evaluations, and Future Directions. 2020 [Electronic resource] – <https://arxiv.org/pdf/2011.06801.pdf>.

2. Personalized Popular Music Generation Using Imitation and Structure / Shuqi Dai et al. 2021 [Electronic resource] – <https://arxiv.org/pdf/2105.04709.pdf>.

3. Symbolic Music Generation with Transformer-GANs / Aashiq Muhamed et al. 2021 [Electronic resource] – <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/16117>.

4. Hasim Sak, Andrew Senior, Francoise Beaufays. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network Architectures for Large Scale Acoustic Modeling [Electronic resource] – <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/en//pubs/archive/43905.pdf>.

5. F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, “Learning to forget: Continual prediction with LSTM,” *Neural Computation*, vol. 12, no. 10, pp. 2451–2471, 2000.

6. F. A. Gers, N. N. Schraudolph, and J. Schmidhuber, “Learning precise timing with LSTM recurrent networks,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, pp. 115–143, Mar. 2003.

7. Kashyryina O.Iu. Analiz yakosti roboty systemy heneruvannia muzyky na osnovi LSTM / Kashyryina O.Iu., Havrylenko O.V.. // Materialy Pershoi Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii molodykh vchenykh ta studentiv «Inzheneriia prohramnoho zabezpechennia i peredovi informatsiini tekhnologii» (SoftTech-2021). – 2021. – pp. 28–31. (In Ukrainian)

8. Ilana Shapiro, Mark Huber. Markov Chains for Computer Music Generation. Journal of Humanistic Mathematics. 2021. Vol. 11, no. 2 [Electronic resource] – <https://scholarship.claremont.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1848&context=jhm>

РЕФЕРАТ

Гавриленко О.В. Використання математичних моделей та засобів штучного інтелекту для автоматизації написання музичних творів / О.В. Гавриленко, О.Ю. Дмитрук, А.В. Тетерук // Вісник Національного транспортного університету. Серія «Технічні науки». Науковий журнал. – К.: НТУ, 2022. – 3 (53).

Задача автоматизації процесу створення музики набула популярності серед дослідників після появи нових форматів представлення музичних даних та розробки програмного забезпечення для аналізу музики, що надали можливість перетворювати аудіоматеріали в набори структурованих даних.

Метою даної роботи є вирішення проблеми тривалості згенерованої композиції та підвищення рівня унікальності фрагменту. Для вирішення задачі запропоновано комбінування підходів використання нейронних мереж та ланцюгів Маркова. Перший етап полягає в застосуванні нейронної мережі, що приймає у якості навчальних даних числове представлення референсного аудіофайлу. На другому етапі до результатів генерації першого етапу застосовується підхід ланцюгів Маркова. Для дослідження обрано нейронну мережу LSTM. Стаття стисло описує архітектуру мережі та підхід до формування ланцюга Маркова.

За результатами дослідження було визначено точність роботи нейронної мережі на першому етапі та проаналізовано спектрограми композицій, отриманих після першого та другого етапів генерації. Результати підтверджують, що випадковий вибір інтервалів при застосуванні підходу ланцюгів Маркова до виходу нейронної мережі дозволяє збільшити унікальність згенерованого фрагменту мелодії. Відкритим залишається питання накладання обмежень на вибір інтервалів, що дозволять підтримати темп та гармонію вихідного фрагменту.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: LSTM, ЛАНЦЮГ МАРКОВА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ГЕНЕРАЦІЯ МУЗИКИ.

ABSTRACT

Olena Gavrilenko, Olesia Dmytruk, Anastasia Teteruk. Mathematical models and artificial intelligence tools usage for automation of writing musical compositions. Visnyk National Transport University. Series «Technical Sciences». Scientific journal. – Kyiv: National Transport University, 2022. – Issue 3 (53).

The task of automating the process of music creation gained popularity among researchers after the emergence of new formats for the presentation of music data and the development of software for music analysis, which made it possible to transform audio materials into sets of structured data.

The aim of this research is solve the problem of the duration of the generated composition and increase the level of uniqueness of the output fragment. To solve the problem, a combination of approaches using neural networks and Markov chains is proposed. Neural network that takes the numerical representation of the reference audio file as training data prepares audio at the first stage. At the second stage, the Markov chain approach is applied to the neural network generation result. The LSTM neural network was chosen for the solution. The article briefly describes the network architecture and the approach to building up the structure of Markov chain.

Solution output proves that random selection of intervals when applying the Markov chain approach to the fragment generated by the neural network allows to increase the uniqueness of the generated melody. The issue of imposing restrictions on the choice of intervals that will allow maintaining the tempo and harmony of the original fragment remains open.

KEY WORDS: LSTM, MARKOV CHAIN, NEURAL NETWORK, MUSIC GENERATION.

АВТОРИ:

Гавриленко Олена Валеріївна, кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри інформаційних систем та технологій, ФІОТ, Національний технічний університет України «КПІ імені Ігоря Сікорського», +380935768058, Україна, Київ, вул. Політехнічна, 41, кімната 519, gelena1980@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0413-6274

Дмитрук Олеся Юріївна, магістрант кафедри інформаційних систем та технологій, ФІОТ, Національний технічний університет України «КПІ імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна, вул. Політехнічна, 41, кімната 519, oj.dmytruk@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0596-0492

Тетерук А.В. Національний транспортний університет, магістрант кафедри інформаційних систем та технологій, e-mail: teteruk.anastasiia.work@gmail.com, тел.+38-044-280-70-66, Україна, 01010, м. Київ, вул. М.Омеляновича-Павленка 1, к.347а <https://orcid.org/0000-0002-5309-4122>

AUTHORS:

Olena Valeriiivna Gavrylenko, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of Information Systems and Technologies, FIOT, National Technical University of Ukraine «KPI named after Igor Sikorsky», +380935768058, Ukraine, Kyiv, str. 41 Polytechnica str., room 519, gelena1980@gmail.com, orcid.org/0000-0003-0413-6274

Olesya Yuriiivna Dmytruk, master's student of the Department of Information Systems and Technologies, FIOT, National Technical University of Ukraine «KPI named after Ihor Sikorsky», +380506992350, Kyiv, Ukraine, str. 41 Polytechnic, room 519, oj.dmytruk@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-0596-0492>

Anastasiya Vitaliyivna Teteruk, National Transport University, master's student of the Department of Information Systems and Technologies, e-mail: teteruk.anastasiia.work@gmail.com, phone +380442807066, Ukraine, Kyiv, St. M. Omelyanovicha-Pavlenka 1, k. 347a <https://orcid.org/0000-0002-5309-4122>

РЕЦЕНЗЕНТИ:

Баранов Г.Л., професор кафедри інформаційних систем і технологій Національного транспортного університету, доктор технічних наук, професор,

Стенін О.А., доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформаційних систем і технологій, Національний технічний університет «КПІ ім. Ігоря Сікорського».

REVIEWERS:

G. L. Baranov, professor of the Department of Information Systems and Technologies of the National Transport University, doctor of technical sciences, professor,

O.A. Stenin, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Information Systems and Technologies, National Technical University «KPI named after Igor Sikorsky».