

УДК 519.248; 519.254

DOI:10.25729/ESI.2023.31.3.015

Алгоритм предобработки музыкального ряда для его продолжения на основе аппарата анализа нестационарных временных рядов

Фомин Дмитрий Андреевич, Колесникова Светлана Ивановна

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Россия, Санкт-Петербург, *demetrey@ro.ru*

Аннотация. Представлен подход к предобработке музыкального ряда, реализующий его алгоритм и результаты применения к задаче продления музыкальной композиции, интерпретированной как нестационарный временной ряд, к которому применен метод модовой декомпозиции с последующей оригинальной обработкой функций внутренних мод для построения правила прогноза.

Ключевые слова: временной ряд, музыкальная композиция, генерация продолжения композиции, алгоритм модовой декомпозиции, горизонт прогноза

Цитирование: Фомин Д.А. Алгоритм предобработки музыкального ряда для его продолжения на основе аппарата анализа нестационарных временных рядов / Д.А. Фомин, С.И. Колесникова // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2023. – № 3(31). – С. 156-166. – DOI:10.25729/ESI.2023.31.3.015.

Введение. Под «автоматизацией искусства» понимают роботизацию некоторых простых творческих процессов через совершенствование и разработку новых методов, алгоритмов для целевой аудитории определенной направленности: музыканты/композиторы, звукорежиссеры, разработчики игровой индустрии и т.д.

Под простыми здесь понимаются процессы, машинное представление которых обеспечивает сохранение исходной информации и «поддается» алгоритмизации без ее критической потери. В частности, простейшие полифонические мелодии, представляющие сумму мелодий, в которых имеется звучание одной ноты, удовлетворяют этому требованию.

Автоматизация генерации музыкальных композиций может быть сведена к предсказанию последовательностей нот, звуков (волн). Несмотря на существование четкой формализации основ составления музыкальных композиций, правила эти нередко нарушаются самими композиторами, поэтому задача воссоздания процесса сочинения мелодии человеком («поверить алгеброй гармонию») крайне проблематична и в целом не решена даже с появлением удобного формата MIDI (Musical Instrument Digital Interface) для реализации замыслов музыкантов и имеющих непосредственное отношение к продуцированию музыкальных композиций (кодирования в цифровой форме нажатия клавиш, громкости, тембра, темпа, тональности и т.д.).

На данный момент аналоги такой задачи, как правило, в основном решаются нейросетевыми методами, позволяющими строить предсказание последовательности нот на основе обучающей выборки (как уже известного результата творческой деятельности).

Если представить музыкальную композицию как временной ряд [1-6] $Y(t) = \{y_t\}_{t=1}^T$ (поступательного изменения амплитуды сигнала, являющегося суммой амплитуд звуковых волн (рис. 1)), то возможна постановка другой задачи – о генерации «продолжения» исходного музыкального фрагмента методами прогнозирования нестационарных временных рядов с оценкой качества прогноза на основе как объективных, так и субъективных показателей.

Цель настоящего исследования: во-первых, представить некоторый обзор достижений в области применения технических методов к прогнозированию музыкального ряда, описание которого включает взаимовлияющие процессы; во-вторых, сформулировать основные положения алгоритма обработки фрагмента музыкального временного ряда как основу реализации подхода к решению задачи «продления» фрагмента музыкальной композиции (рис.1).

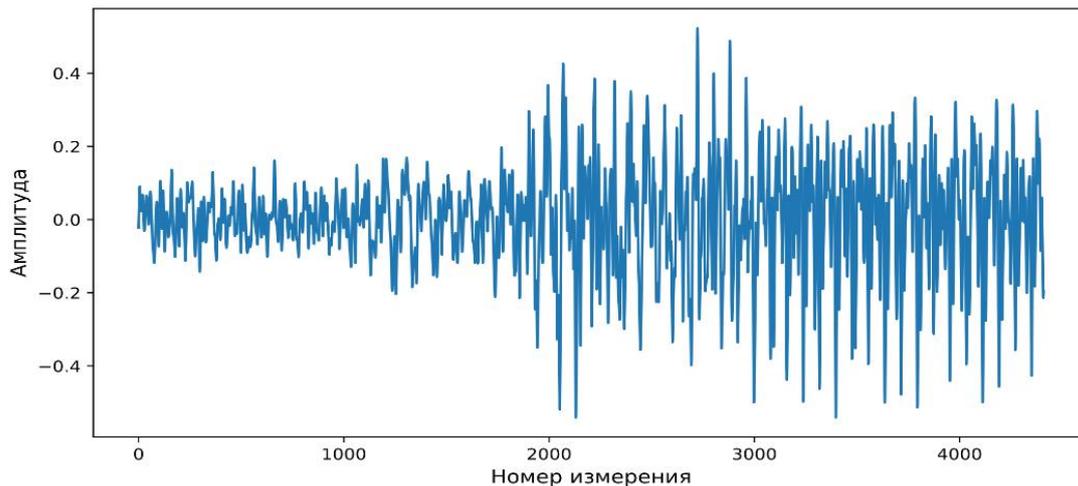


Рис. 1. Нестационарный временной ряд из амплитуд сигнала (6,9 – 7,0 с)

1. Постановка задачи.

1.1. Некоторые понятия. Нестационарный временной ряд обладает изменяющейся со временем функцией распределения (как следствие, изменяющимися во времени математическим ожиданием и/или дисперсией, и/или ковариацией), и может быть представлен в простейшем случае в виде аддитивной свертки детерминированной и случайной компонент:

$$Y(t) = f(t) + \varepsilon(t), \quad (1)$$

где $f(t)$ – детерминированная составляющая (например, тренд), $\varepsilon(t)$ – шумовая составляющая как функция времени.

Задача прогнозирования временного ряда заключается в определении будущих значений на заданном интервале, называемом горизонтом прогноза на основе окна актуальной предыстории, ширина (глубина исторических данных) которого есть параметр оптимизации конструируемого правила прогнозирования [2-5].

Музыкальная композиция представляет собой сумму гармонических колебаний звуковых волн с разными параметрами (частота, амплитуда) и некоторой шумовой составляющей, воспроизводимых как одновременно, так и в разные промежутки времени. Рассмотрение звуковых временных рядов как совокупности отдельных компонент может привести к увеличению точности прогнозирования (на обучении), что, в свою очередь, позволит достичь лучшего результата звучания и общей целостности полученной композиции.

Под «продлением» понимается генерация продолжения композиции на основе заданного шаблона (фрагмента), части которого выступают в качестве «музыкальных паттернов», под которыми понимаются непривязанные к конкретным параметрам звучания (частота, амплитуда) последовательности нот, повторяющиеся в композиции, и которые в терминах временных рядов могут быть интерпретированы как сезонные составляющие.

1.2. Обзор существующих методов генерации музыкальных композиций и новизна предлагаемого подхода. Тот факт, что музыкальная композиция имеет удобное машинное представление в виде бинарных векторов для каждого нотоносца, делает этот объект удобным для алгоритмической обработки. Кратко охарактеризуем некоторые из подходов, наиболее часто упоминаемые в публикациях [7-11], затем укажем отличительные черты подхода, представленного в данной работе.

1. Композиция как последовательность нот, образующая цепь Маркова [7, 8]. К положительным характеристикам отнесем возможность генерации учебных (академических с хорошо структурированной системой правил) композиций, и, как следствие, формализованного критерия оценки результата. Однако, в популярных жанрах отступление от правил – далеко

не редкость, поэтому в результатах генерации может присутствовать нарушение целостности структуры композиции.

2. Генетический алгоритм [8]. Положительные характеристики генетического алгоритма совпадают с таковыми для цепи Маркова. При их применении для задач генерации композиций популярных жанров рассматриваются различные подходы к построению функции приспособленности особей популяции: применение критериев оценки на основе структурированной системы правил (что далеко не всегда является возможным); привлечение экспертов, которым требуется оценить результаты многих поколений популяций множества особей, что также представляет отдельную проблему.

3. Алгоритм на основе гармонического поиска [9-11]. Основная сложность применения данного алгоритма заключается в постановке задачи генерации композиции как задачи многокритериальной оптимизации и построении функции оценки результатов генерации. Проблема равносильна формированию функции приспособленности при применении генетических алгоритмов.

4. Методы на основе машинного обучения (например, [8, 10]), основным из которых является нейросетевой подход и подходы, использующие его совместно с другими алгоритмами. Алгоритмы на их основе дают возможность генерации разножанровых музыкальных композиций на базе множества соответствующих обучающих выборок. К отрицательным чертам можно отнести: а) отсутствие формализованного критерия оценки результата; б) ограничение возможных вариантов генерации объемом обучающей выборки.

Следует отметить, что генерация композиций с четкой структурой правил (учебные композиции, простейшие полифонические мелодии) наиболее поддается формализации. В любом случае имеется необходимость составления функции оценки пригодности композиций:

- на основе экспертного оценивания результатов нескольких прецедентов генерации;
- в форме математической формулировки показателя «приемлемости» продолжения (для учебных мелодий);
- как степень близости с исходной мелодией или ее составляющей (для полифонических мелодий).

В отличие от рассмотренных выше подходов в предлагаемом алгоритме продолжения музыкальной композиции:

- 1) не используется традиционное правило построения композиции, основанное на представлении ряда как последовательности нот (традиционно в алгоритмах обработки «музыкальных» данных, например, нотных партитур, используется формат – двоичные векторы);
- 2) сохраняется уникальный (авторский) стиль, определяемый в рамках заданного фрагмента композиции и основанный на музыкальных «паттернах» и последовательностей из них;
- 3) строится продолжение музыкальной композиции на основе прогноза только определенных составляющих сигнала.

1.3. Постановка задачи продолжения музыкального ряда. Рассмотрим композицию как нестационарный временной ряд поступательного изменения амплитуды сигнала, моделируемого в виде (1).

Задача прогнозирования временного ряда заключается в определении будущих значений $\hat{Y}(t)$ на заданном интервале, называемом горизонтом прогноза (h) с заданным уровнем погрешности (доверительной вероятности,...).

В качестве критерия качества прогноза выберем меру близости к исходной мелодии, заданной как train-выборка (дополнительно к субъективной оценке с позиции инициатора генерации фрагмента мелодии).

Решение задачи распадается на два этапа: подготовка данных на основе выявления закономерностей и собственно конструирование решающего прогностического правила.

2. Решение задачи. Сложность анализа временных рядов, порождаемых музыкальным инструментом, заключается не только в его многомерности (частота, качество звука, громкость, сопоставленные высоте звука, тембру и амплитуде, соответственно), но и в различии этих характеристик для разных инструментов.

Поскольку сущность метода эмпирической модовой декомпозиции сигнала (Empirical Mode Decomposition, EMD [12]) составляет принцип: каждый реальный процесс (линейный/нелинейный, стационарный/нестационарный) есть колебание, в определенной степени «симметричное» относительно локального среднего значения, то это обстоятельство удобно положить в основу решения поставленной задачи, поскольку исходные данные являются суперпозицией волновых процессов.

Замечание 1. Указанный принцип согласуется с утверждениями физиков (см., например, труды А. Эйнштейна), образующих логическую цепочку: все материальные объекты состоят из энергии \Rightarrow колебания энергетического поля индуцируют звук-вибрацию \Rightarrow вибрации сопоставлен сигнал (модель звука), математическая модель которого – временной ряд (функция времени, в частности), а сигнал есть носитель информации.

Суть метода EMD заключается в разложении произвольного временного ряда на семейство функций внутренних мод (intrinsic mode function, IMF), каждая из которых есть модель определенного колебательного режима реального процесса, а их сумма есть исходный анализируемый ряд.

Выполним алгоритм EMD для следующего фрагмента музыкальной композиции, длительностью 0.1 с, частота дискретизации 44,1 кГц, размер выборки составляет 4410 значений.

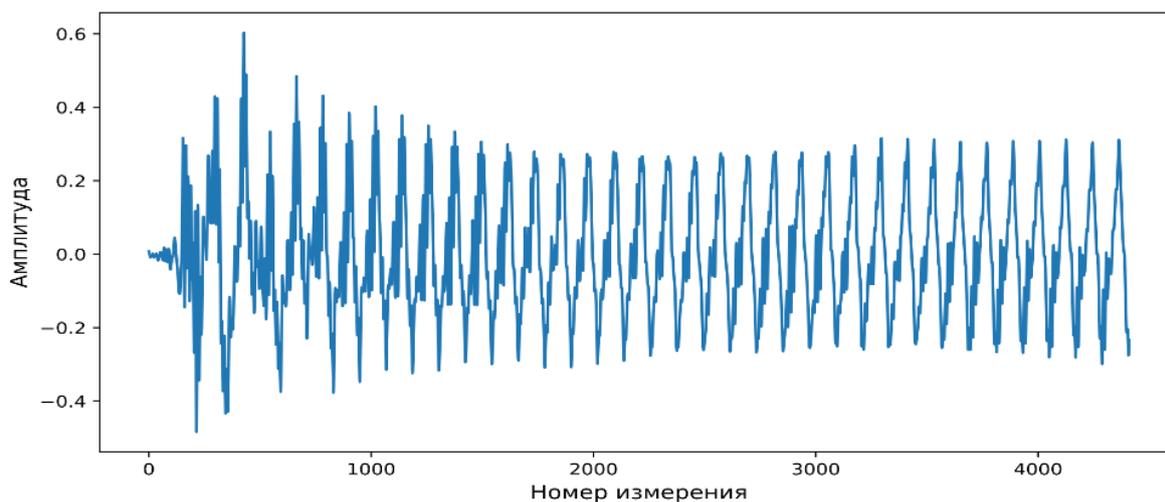


Рис. 2. Осциллограмма фрагмента аудиофайла как исходный временной ряд (0,5 – 0,6 с); на горизонтальной оси – номер измерения, на вертикальной оси – амплитуда звука

2.1. Алгоритм разложения сигнала на набор функций внутренних мод (IMF) реализуется следующими действиями [12].

Инициализация алгоритма: исходный временной ряд (дискретизованный сигнал $y(t)$); $t = 0, 1, \dots, N$; $k = 1$ (переменная внешних итераций); $r_k(t) := y(t)$.

Шаг 1. Для исходного сигнала $y(t)$ определяются все точки локальных экстремумов $t_{i.ext}$ и значения $y(t_{i.ext})$ в этих точках. Затем группируются массивы координат и соответствующих им значений отдельно для максимумов $(t_{i.max}, y(t_{i.max}))$ и для минимумов $(t_{i.min}, y(t_{i.min}))$. Полагаем $j := 1$, $h_{k,j-1}(t) := r_k(t)$ (k – «счетчик» мод (IMF), j – переменная внутренних итераций – «счетчик» приближений к k -й IMF).

Шаг 2. Производится вычисление верхней и нижней огибающих процесса по максимумам и минимумам соответственно на основе кубических сплайнов. Находится функция средних значений между огибающими локальных экстремумов сигнала $h_{k,j-1}(t)$:

$$m_{kj}(t) = (u_{\max,kj}(t) + u_{\min,kj}(t)) / 2,$$

где $u_{\max,kj}, u_{\min,kj}$ – значения верхней и нижней огибающих, соответственно.

Шаг 3. Находится j -е приближение к IMF $h_{kj}(t) = h_{k,j-1}(t) - m_{kj}(t)$ и осуществляется проверка критерия останова. В качестве критерия останова внутреннего цикла может быть использован показатель: предел нормализованной квадратичной разности между двумя последовательными операциями приближения

$$\delta_{kj} = \frac{\sum_t |h_{kj}(t) - h_{k,j-1}(t)|^2}{\sum_t h_{k,j-1}^2(t)},$$

поскольку по построению с увеличением числа итераций функция $m_{kj}(t)$ стремится к нулевому значению, а функция $h_{kj}(t)$ к неизменяемой форме.

Если при заданном предельном значении ε имеет место $\delta_{kj} < \varepsilon$, то k -я функция IMF определяется как $c_k(t) = h_{kj}(t)$ с остатком от ее выделения $r_k(t) := h_{kj}(t) - c_k(t)$.

В противном случае в качестве текущего рабочего временного ряда $r_k(t)$ принимается $h_{kj}(t)$ и выполняется переход к шагу 1, $j := j + 1$.

Шаг 4. Проверка одного из критериев останова декомпозиции сигнала (внешних итераций), при невыполнении которого осуществляется переход на шаг 1 и полагается $k := k + 1$:

- 1) остаток $r_k(t)$ не содержит экстремумов;
- 2) достигнуто пороговое значение числа функций внутренних мод;
- 3) достигается требуемая точность декомпозиции по показателю относительной погрешности среднеквадратической реконструкции (без учёта остатка $r_k(t)$).

Выход алгоритма: совокупность эмпирических модовых функций, локально симметричных относительно нулевого среднего уровня, имеющих мгновенные физически значимые частоты, более низкие по сравнению с предыдущими IMF.

2.2. Основные положения алгоритма обработки фрагмента временного ряда для формирования прогноза. Этапы анализа исходного фрагмента сигнала на основе разложения на сумму составляющих функций внутренних мод имеют следующее содержание.

2.2.1. Декомпозиция временного ряда на основе метода EMD [12] согласно одноименному алгоритму (раздел 2.1).

2.2.2. Вычисление степени вклада внутренних мод IMF в исходный сигнал (рис. 3). С этой целью приведем далее используемые показатели качества операций, применяемых к временному ряду (табл. 1) [13-18].

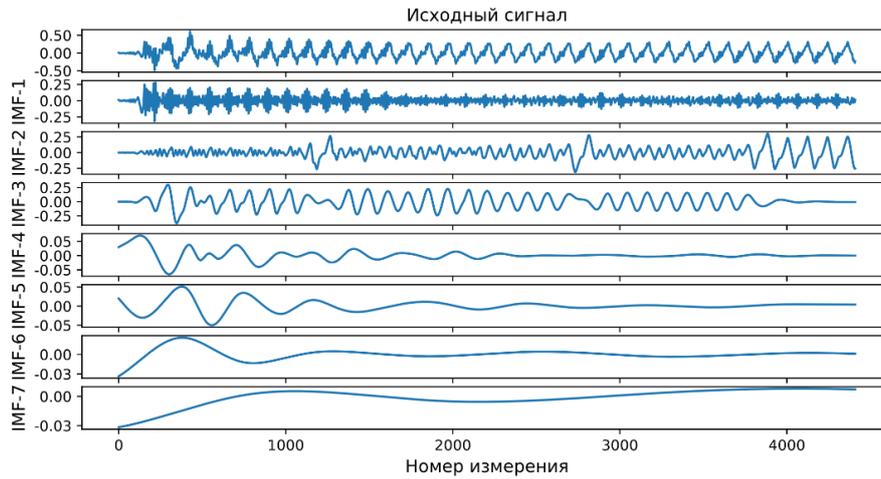


Рис. 3. Результат применения алгоритма EMD для фрагмента сигнала из рис. 2

Таблица 1. Некоторые показатели качества результатов декомпозиции, анализа и прогнозирования временного ряда

Номер строки	Показатель качества (отбора IMF, прогноза)	Комментарий к показателю
1	$SNR = \frac{P_{\text{сигнала}}}{P_{\text{шума}}} = \left(\frac{A_{\text{сигнала}}}{A_{\text{шума}}} \right)^2,$ $SNR' = 10 \log_{10}(SNR),$ $A = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T a_i^2}.$	Отношение мощности полезного сигнала к мощности шума (ОСШ) или Signal-to-Noise Ratio (SNR); SNR' – альтернативная форма показателя; P – средняя оценка мощности сигнала и шума; A – среднеквадратическая оценка амплитуды.
2	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\hat{y}_i - y_i)^2}.$	y_i, \hat{y}_i – исходное и восстановленные значения сигнала в i -й промежуток времени, соответственно.
3	$K = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{n=0}^{T-1} (K_{n+1} - K_n) =$ $= - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{i_0 \dots i_T} P_{i_0 \dots i_T} \ln P_{i_0 \dots i_T}.$	Энтропия Колмогорова-Синяя (КС-энтропия) характеризует среднюю скорость потери информации по времени; $K_{n+1} - K_n$ – потери информации о системе на промежутке $\{n, n+1\}$, $\{P_{i_0 \dots i_T}\}$ – конечномерное распределение вероятности состояния системы [14, 15].
4	$\hat{K} = \frac{1}{t} \ln \frac{C_m(\varepsilon)}{C_{m+1}(\varepsilon)}.$	\hat{K} – оценка K, применяемая на практике, C_m – корреляционный интеграл, t – шаг (временная задержка), m – размерность вложения (минимальное число динамических переменных, однозначно описываемых наблюдаемым процессом); ε – относительная погрешность данных о состоянии системы, породившей временной ряд.
5	$T_m \sim \frac{1}{K} \ln \frac{1}{\varepsilon}, \quad T'_m \sim K^{-1}$	Оценка горизонта прогноза на основе энтропии; K – энтропия, показывающая насколько система хаотична, которую можно определить как информационную энтропию или КС-энтропию; T'_m – упрощенный вид в силу малости влияния ε .

Замечание 2. Прозрачная интерпретация значения SNR (чем больше значение показателя, тем меньше шум влияет на характеристики системы) позволяет применить данный показатель для решения вопроса о номере и числе внутренних мод, составляющих сигнал, линейная комбинация которых будет основой построения требуемого прогноза.

Введем два правила, на основе которых будет формироваться состав временного ряда для построения прогноза.

Правило 1. Степень вклада внутренней моды IMF в исходный сигнал обратно пропорционально отношению SNR.

Из рис. 3 следует, что IMF 7 является линией тренда («роста») амплитуды сигнала; функции IMF 1÷3 – высокочастотные составляющие; внутренние моды IMF 4÷6 – низкочастотные составляющие; IMF 2 отражает цикличность ряда.

Полученные для IMF 1÷7 оценки SNR представлены в табл. 2.

Таблица 2. Оценки показателя SNR для функций внутренних мод

Номер IMF	Значение SNR	Номер IMF	Значение SNR
1	9,1384	5	21,0243
2	5,3178	6	27,8234
3	2,8825	7	26,9553
4	19,2458		

Правило 2. В качестве наиболее информативной составляющей полагается комбинация внутренних мод с минимальным отклонением среднеквадратической ошибки RMSE (Root Mean Squared Error), или $\arg \min_k \text{RMSE}(k)$.

Отметим, что в рассматриваемом фрагменте сигнала (рис. 2, 3) минимальное значение $\text{RMSE}=0,0066$ достигается (за исключением полной суммы всех составляющих) при суммировании комбинации IMF 1÷5, 7.

2.2.3. Отбор мод из полученного множества как основу построения прогноза согласно показателю SNR (табл. 1) на основе алгоритма кластеризации (здесь использовано расстояние Евклида). Согласно показателю SNR рассмотрены 2 группы: IMF 1÷3 (максимальный вклад в сигнал) и IMF 4÷7 (минимальный вклад в сигнал).

Наиболее предпочтительной согласно $\text{RMSE}=0,0192$ оказалась группа IMF 1÷3 (рис. 4).

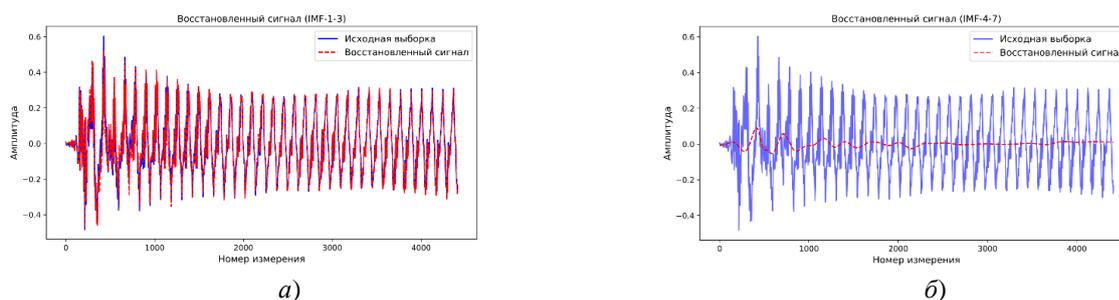


Рис. 4. Результат суммирования мод *а)* - IMF 1÷3 (красное начертание) и *б)* – IMF 4÷7, соответственно, в сравнении с исходным (синее начертание)

2.2.4. Выделение «музыкальных паттернов» может быть выполнено на основе:

1) получения сезонной составляющей временного ряда (SARIMA [1, 17, 18]): так, сезонность присутствует в комбинации IMF 1÷3 (рис. 4);

2) разделения на фрагменты-паттерны исходя из соотношения «золотого сечения» как показателя «гармоничности» композиции: исходный ряд принимается за 1, последующие части разделяются в соответствии с соотношением $\varphi = (\sqrt{5} - 1)/2$ [16] (рис. 5);

3) фрагментации временного ряда на основе значения показателя «ритмичности» композиции - BPM (Beats Per Minute – число тактовых долей (четвертных нот) в минуту): так BPM=120 соответствует 2-м четвертям в секунду исполнения (рис. 6).

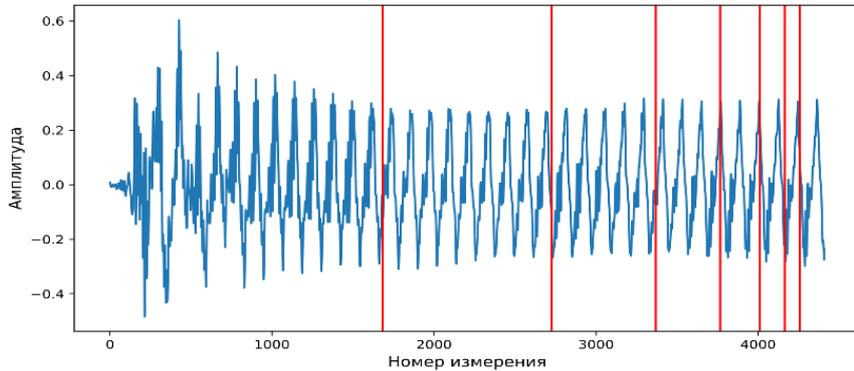


Рис. 5. Иллюстрация получения паттернов на основе «золотого сечения»

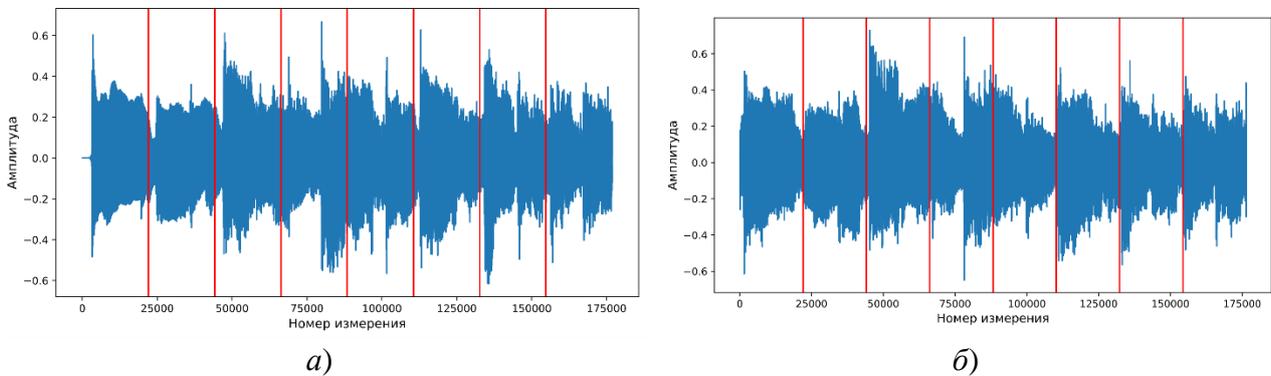


Рис. 6. Иллюстрация «ритмичности» композиции: а) - 4 с, фрагмент начала композиции (0,43 – 4,43 с); б) – 4 с, фрагмент середины композиции (4,43 – 8,43 с)

Замечание 3. Известно, что задача выбора оптимальных размеров «окна» предыстории и горизонта прогноза, в общем виде является открытой в силу нестационарности и нелинейности моделируемого процесса и решается в каждом отдельном случае индивидуально с использованием подходов машинного обучения. Так, в работе [19] приведен алгоритм на основе метода максимального правдоподобия подбора двух этих требуемых показателей в рамках имеющейся выборки. Однако решение данного вопроса – это отдельная тема для исследования.

В выше приведенных случаях 1) и 2) длительность фрагмента может быть подобрана с использованием кросс-валидации имеющейся выборки относительно алгоритма прогноза. При использовании подхода 3) длительность композиции должна быть кратна целому числу тактовых долей.

2.2.5. Оценивание горизонта прогноза (см., например, [14-19]) (табл. 1, строки 4-5).

На практике для оценки энтропии рассчитывается аппроксимирующая ее величина \hat{K} (табл. 1, строка 4). В нашем демонстрационном примере декомпозиция исходного фрагмента была выполнена на 7 внутренних мод, соответствующее число динамических переменных m полагаем равным 7.

Получаем, что оценка $\hat{K}(7) \approx 0,4512$ и $\hat{K}^{-1}(7) \approx 2,2161$, откуда следует, что при построении прогноза всех 7 составляющих исходного фрагмента, итоговый прогноз может быть получен на 2 шага вперед (горизонт прогноза $h=2$).

Рассмотрим теперь оценки энтропии \hat{K} для двух групп сумм отобранных IMF (рис. 7):

а) IMF 1÷3: $\hat{K}(3) \approx 0,3183$, $\hat{K}^{-1}(3) \approx 3,1412$;

б) IMF 4÷7: $\hat{K}(4) \approx 0,1275$, $\hat{K}^{-1}(4) \approx 7,8404$.

Тогда горизонт прогноза $h=3$ для IMF 1÷3, а горизонт прогноза низкочастотных колебаний $h=7$.

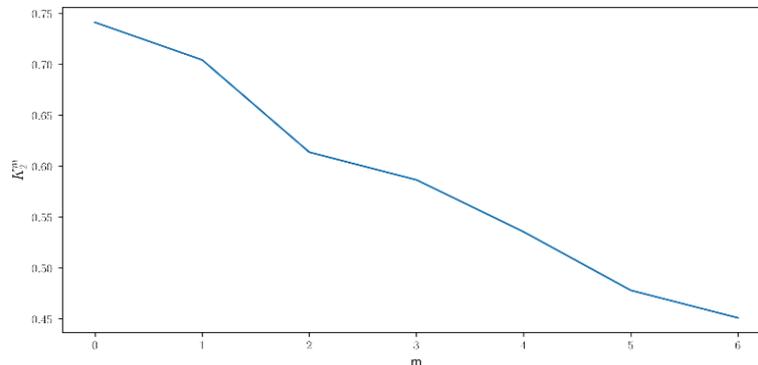


Рис. 7. График зависимости $\hat{K} = \hat{K}(m)$ для рассматриваемого фрагмента

Заключение. Рассмотрена задача подготовки данных к решению задачи продолжения музыкальной композиции как задачи прогнозирования числового временного ряда, полученного из амплитуд музыкального сигнала. Сформулированы основные положения алгоритма предобработки фрагмента музыкального временного ряда для дальнейшего формирования прогноза.

Использован популярный метод декомпозиции временного ряда для его «очистки» от составляющих, препятствующих выявлению зависимостей и закономерностей. На его основе сформулированы два оригинальных для данной предметной области правила, на базе которых выделено множество составляющих временного ряда, по которым рекомендовано строить прогноз.

Работа вносит вклад в копилку алгоритмов и технологий автоматизации творческих процессов и может быть полезна в системах творческой автоматизации для целевой аудитории определенной направленности (композиторы, стилисты, занимающиеся обработкой первоначальной музыкальной идеи, создатели игр и реклам и т.д.). Основным результатом данного исследования представляет собой инструмент для создания определенного шаблона-заготовки для дальнейшей работы при создании музыкальной композиции.

Список источников

1. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M. Time series analysis: forecasting and control. 5th Edition, Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, 2015, 712 p.
2. Hyndman R.J. Forecasting: principles and practice. Athanasopoulos, Australia. Monash University, 2018, 504 p.
3. Андерсон Т.У. Статистический анализ временных рядов / Т.У. Андерсон. – М.: Мир, 1976. – 605 с.
4. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю.П. Лукашин – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
5. Лоскутов А.Ю. Анализ временных рядов. Курс лекций. Физический факультет МГУ. - URL: https://chaos.phys.msu.ru/loskutov/PDF/Lectures_time_series_analysis.pdf (дата обращения: 23.05.2023).
6. Колесникова С.И. Математические модели в исследовании систем / С.И. Колесникова. – СПб.: ГУАП, 2020. – 150 с.
7. Sharpio I., Huber M. Markov chains for computer music generation. Journal of humanistic mathematics, 2021, vol. 11(2), pp. 167-195, DOI:10.5642/jhummath.202102.08.
8. Towsey M., Brown A., Wright S., Diederich J. Towards melodic extension using genetic algorithms, 2001, vol. 4(2), available at: <https://www.researchgate.net/publication/27462953> (accessed: 05/23/2023).
9. Music-inspired harmony search algorithm. Theory and applications. Studies in computational intelligence. Available at: <https://doc.lagout.org/5D.pdf> (accessed: 05/23/2023).

10. Geem Z.W., Choi J.Y. Music composition using harmony search algorithm. In: Giaco-bini, M. (eds) Applications of evolutionary computing. Lecture notes in computer science. Springer, Berlin, 2007, DOI: 10.1007/978-3-540-71805-5_65.
11. Xing B. Innovative computational intelligence: A rough guide to 134 clever algorithms, Switzerland, Springer International Publishing, 2014, 469 p.
12. Huang N.E. An adaptive data analysis method for nonlinear and nonstationary time series: the empirical mode decomposition and hilbert spectral analysis. In: Qian, T., Vai, M.I., Xu, Y. (eds) Wavelet analysis and applications, applied and numerical harmonic analysis, publisher Springer, 2007. Birkhäuser Base, 2006, DOI:10.1007/978-3-7643-7778-6_25.
13. Welvaert M., Yves R. On the definition of signal-to-noise ratio and contrast-to-noise ratio for fMRI data. 2013, available at: <https://journals.plos.org/10.1371> (accessed: 05/23/2023).
14. Лоскутов А.Ю. Энтропия и прогноз временных рядов в теории динамических систем / А.Ю. Лоскутов, А.А. Козлов, Ю.М. Хаханов // Изв. вузов «Прикладная нелинейная динамика», 2009. – Т. 17. – № 4. – С. 98-113.
15. Grassberger P., Procaccia I. Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal. The American Physical Society, 1983, v. 28(4), pp. 28-30, available at: <https://courses.physics.ucsd.edu/Procaccia-Signal.pdf> (accessed: 05/23/2023).
16. Mongoven C. A style of music characterized by Fibonacci and the golden ratio. 2010, available at: <https://www.researchgate.net/publication/265261482> (accessed: 05/23/2023).
17. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов / Р. Лайонс. – М.: Бином, 2006. – 656 с.
18. Нильсон Э. Практический анализ временных рядов: прогнозирование со статистикой и машинное обучение / Э. Нильсон. – СПб.: ООО «Диалектика», 2021. – 544 с.
19. Колесникова С.И. Метод распознавания и оценивания состояний слабоформализованного динамического объекта на основе разметки временного ряда / С.И. Колесникова // Известия РАН. Теория и системы управления, 2011. – № 3. – С. 3-14.

Фомин Дмитрий Андреевич. Магистрант кафедры компьютерных технологий и программной инженерии Института вычислительных систем и программирования Санкт-Петербургского государственного университета аэрокосмического приборостроения. demetrey@ro.ru, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д. 67, лит. А.

Колесникова Светлана Ивановна. Д.т.н., профессор кафедры компьютерных технологий и программной инженерии Института вычислительных систем и программирования Санкт-Петербургского государственного университета аэрокосмического приборостроения. Научные интересы включают нелинейное управление с неопределенностью в описании, интеллектуальный анализ данных. AuthorID: 150312, SPIN: 1928-8626, ORCID: 0000-0001-7158-2747, skolesnikova@yandex.ru, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д. 67, лит. А.

UDC 519.248; 519.254

DOI:10.25729/ESI.2023.31.3.015

Algorithm for pre-processing a music series for its subsequent generation on the basis of the apparatus for analysis of non-stationary time series

Dmitry A. Fomin, Svetlana I. Kolesnikova

St.Petersburg State University of Aerospace Instrumentation,
Russia, St.Petersburg, demetrey@ro.ru

Abstract. The approach and an algorithm that implements it are presented for application to the problem of generating a musical composition. The initial data are interpreted as a non-stationary time series, to which the mode decomposition method is applied, followed by the original processing of the internal mode functions to construct the prediction rule.

Keywords: time series, musical composition, composition continuation generation, mode de-composition algorithm, forecast horizon

References

1. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th Edition, Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, 2015, 712 p.
2. Hyndman R.J. Forecasting: principles and practice. Athanasopoulos, Australia, Monash University, 2018, pp. 504.
3. Anderson T. Statistical analysis of time series [Statistical analysis of time series]. M., Mir, 1976, 605 p.
4. Lukashin Yu.P. Adaptivnyye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov [Adaptive methods of short-term forecasting of time series]. M., Finansy i statistika [Finance and statistics], 2003, 416 p.
5. Loskutov A.Yu. Analiz vremennykh ryadov. Kurs lektsiy. Fizicheskiy fakul'tet MGU [Time series analysis. Lecture course. Faculty of Physics. MSU]. Available at: https://chaos.phys.msu.ru/loskutov/PDF/Lectures_time_series_analysis.pdf (accessed: 05/23/2023).
6. Kolesnikova S.I. Matematicheskiye modeli v issledovanii system [Mathematical models in the study of systems]. St. Petersburg, GUAP, 2020, 150 p.
7. Sharpio I., Huber M. Markov chains for computer music generation. Journal of humanistic mathematics, 2021, vol. 11(2), pp. 167-195, DOI:10.5642/jhummath.202102.08.
8. Towsey M., Brown A., Wright S., Diederich J. Towards melodic extension using genetic algorithms, 2001, vol. 4(2), available at: <https://www.researchgate.net/publication/27462953> (accessed: 05/23/2023).
9. Music-Inspired harmony search algorithm. Theory and applications. studies in computational intelligence. Available at: <https://doc.lagout.org/5D.pdf>.
10. Geem Z.W., Choi J.Y. Music composition using harmony search algorithm. In: Giaco-bini, M. (eds) Applications of evolutionary computing. Lecture notes in computer science. Springer, Berlin, 2007, DOI: 10.1007/978-3-540-71805-5_65.
11. Xing B. Innovative computational intelligence: A rough guide to 134 clever algorithms. Switzerland, Springer International Publishing, 2014, 469 p.
12. Huang N.E. An adaptive data analysis method for nonlinear and nonstationary time series: the empirical mode decomposition and hilbert spectral analysis. In: Qian, T., Vai, M.I., Xu, Y. (eds) Wavelet analysis and applications, applied and numerical harmonic analysis, Birkhäuser Base, 2006, DOI: 10.1007/978-3-7643-7778-6_25 (accessed: 05/23/2023).
13. Welvaert M., Yves R. On the definition of signal-to-noise ratio and contrast-to-noise ratio for fMRI data, 2013, available at: <https://journals.plos.org/10.1371> (accessed: 05/23/2023).
14. Loskutov A.Yu., Kozlov A.A., Khakhanov Yu.M. Entropiya i prognoz vremennykh ryadov v teorii dinamicheskikh sistem [Entropy and forecast of time series in the theory of dynamical systems]. Izvestiya VUZ. Prikladnaya nelineynaya dinamika [Izv. universities "Applied Nonlinear Dynamics"], 2009, vol. 17, no. 4, pp. 98-113.
15. Grassberger P., Procaccia I. Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal. The American Physical Society, 1983, vol. 28(4), pp. 28 30, available at: <https://courses.physics.ucsd.edu/Procaccia-Signal.pdf> (accessed: 05/23/2023).
16. Mongoven C.A style of music characterized by Fibonacci and the golden ratio. 2010, available at: <https://www.researchgate.net/publication/265261482> (accessed: 05/23/2023).
17. Lyons R. Tsifrovaya obrabotka signalov [Digital signal processing]. M., Binom, 2006, 656 p.
18. Nilson E. Prakticheskiy analiz vremennykh ryadov: prognozirovaniye so statistikoy i mashinnoye obucheniye [Practical time series analysis: forecasting with statistics and machine learning]. St. Petersburg: OOO Dialectika [Dialectics], 2021, 544 p.
19. Kolesnikova S.I. Metod raspoznavaniya i otsenivaniya sostoyaniy slaboformalizovannogo dinamicheskogo ob"yekt na os-nove razmetki vremennogo ryada [A method for recognizing and estimating the states of a weakly formalized dynamic object based on the marking of a time series]. Journal of Computer and Systems Sciences International, 2011, vol. 50, no. 5, pp. 722-733.

Fomin Dmitry Andreevich. Master student of the Department of Computer Technologies and Software Engineering, Institute of Computing Systems and Programming, St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation. demetrey@ro.ru, 190000, St. Petersburg, st. Bolshaya Morskaya, 67, lit. A.

Kolesnikova Svetlana Ivanovna. Doctor of Technical Sciences, Professor, Department of Computer Technologies and Software Engineering, Institute of Computing Systems and Programming, St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation. Scientific interests include non-linear control with uncertainty in the description, data mining. AuthorID: 150312, SPIN: 1928-8626, ORCID: 0000-0001-7158-2747, skolesnikova@yandex.ru, 190000, St. Petersburg, st. Bolshaya Morskaya, 67, lit. A.

Статья поступила в редакцию 23.05.2023; одобрена после рецензирования 17.06.2023; принята к публикации 16.08.2023.

The article was submitted 05/23/2023; approved after reviewing 06/17/2023; accepted for publication 08/16/2023.