

теплого стану ДКГ схема КТКЧ формує корегуючий код $D(T)$ у відповідності до наступного співвідношення:

$$D(f_{вих}, T) = \frac{f_{вих} \cdot 2^N}{f_{REF}(F, T)}, \quad (20)$$

де N – розрядність керуючого слова $D(T)$ [3, 4].

Висновки

Використання в квадратурному демодуляторі в якості генератора опорних сигналів цифрового квадратурного синтезатора частоти з компенсацією температурної нестабільності на основі поточної ідентифікації теплового стану кварцового резонатора в двочастотному режимі збудження дозволяє суттєво підвищити точність та завадостійкість демодуляції квадратурних сигналів за рахунок усунення температурно-залежної похибки втрати ортогональності опорних коливань та суттєвого зменшення (мінімум на порядок) частотної неузгодженості сигналів.

Література

1. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение / Скляр Б.; [пер. с англ.]. – 2-е изд., испр. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 1104 с.: ил.
2. Синхронизация в радиосвязи и радионавигации / [Б. И. Шахтарин, В. В. Сизых, Ю. А. Сидоркина и др.]. – М.: Горячая линия – Телеком, 2011 – 278 с.: ил.
3. Колпаков Ф. Ф. Теорія і реалізаційні основи інваріантних п'єзорезонансних коливальних систем / Ф. Ф. Колпаков, С. К. Підченко. – Харків: Нац. аерокосм. ун-т «Харьк. авіац. ін-т», 2011. – 327 с.
4. Підченко С.К. Моделювання термокомпенсованого DDS в середовищі MATLAB / С. К. Підченко, С. В. Марков. – Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2010. – № 1. – С. 77–80.

Надійшла 23.11.2012 р.

Рецензент: д.т.н. Шинкарук О.М.

УДК 004.032.26::004.93

В.В. РОМАНЮК

Хмельницький національний університет

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ НЕЙРОСЕТИ С ПРЯМОЙ СВЯЗЬЮ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ ПО КРИТЕРИЯМ МАКСИМИЗАЦИИ ЕЁ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ И УСЛОВИЯ ИХ СВЁРТКИ

Обсуждается проблема улучшения производительности нейросетевого исследования на примере нейросети с прямой связью для распознавания образов. Формализуется отображение входных параметров такой нейросети в пять показателей её производительности. Представляются пять критериев максимизации производительности нейросети, и предлагаются условия их свёртки для получения однозначного решения в форме множества оптимизированных входных параметров нейросети.

Ключевые слова: нейросеть, производительность нейросети, оптимизация параметров нейросети, распознавание образов.

There is discussed a problem of improving the productivity of neuronet investigation on the pattern of the feedforward neuronet for image recognition. There is formalized the mapping of input parameters of that neuronet into five factors of its productivity. Five criteria of maximizing the neuronet productivity are represented, and there are suggested conditions of their convolution for obtaining the unambiguous solution in the form of the set of optimized neuronet input parameters.

Keywords: neural networks, Productivity neural network, neural network optimization parameters, of recognition images.

Проблема улучшения производительности нейросети

Улучшение производительности искусственных нейросетей является естественным стремлением к усовершенствованию качества их функционирования. Сюда же относится и процесс обучения нейросети, чья длительность и сопутствующие характеристики должны удовлетворять определённым требованиям [1]. В частности, этот процесс не может протекать достаточно долго для нейросетей, решающих задачи распознавания в условиях зашумленности входных образов, когда часто возникает необходимость процедуры переобучения [1, 2]. Но на производительность нейросети влияет даже не одна, а несколько групп входных параметров. И при этом общая численность этих параметров для некоторых нейросетевых задач с многослойным персептроном иногда исчисляется десятками [1, 2]. К тому же производительность нейросети также определяется сразу по нескольким критериям, где фигурируют длительность обучения, вероятность паралича, функции качества обучения и уровень ошибок функционирования. Поэтому главная

особенность проблемы улучшения производительности нейросети состоит в том, что отображение групп входных нейросетевых параметров в показатель производительности является многозначным [1].

Современные методы подстройки параметров нейросети для улучшения её производительности

Процедура улучшения производительности нейросети требует численных оценок упомянутого выше отображения. Разумеется, эти оценки могут использоваться для интерполирования соответствующих функций производительности с возможностью их аналитической аппроксимации, после чего легко перейти к задаче непосредственного поиска экстремума. Однако разные задания даже в пределах одного класса нейросетевых задач порождают, скорее всего, отличные друг от друга [1, 2] функции производительности. Поэтому переход к их нормированию очевиден, хотя и необязателен, поскольку вовсе не гарантирует совпадения точек экстремумов.

Подстройка параметра искусственной нейросети на множестве его значений (свойств или атрибутов) осуществляется через программируемое циклическое тестирование функциональности [1, 2] и фиксирование того значения, при котором средняя производительность нейросети достигает максимального уровня. Когда исследуемых параметров несколько, то применяют вложенные циклы. Но следует отметить, что численная оценка производительности зависима от статистического объёма тестовых исследований. Например, для идентификации вероятности паралича (зависания при обучении) нейросети и других её вероятностных характеристик необходимо большее число тестов, чем для функций качества обучения [1, 2].

Таким образом, подстройка параметров нейросети основана на её серьёзном статистическом тестировании, учитывающим природу каждого параметра. Но при этом не учитывают степень влияния отдельно взятого параметра на функциональность, где можно было бы выделять и оптимизировать производительность нейросети по тому параметру, к которому она наиболее чувствительна. И на данный момент единого подхода к решению задачи оптимальной подстройки параметров нейросети не описано.

Цель статьи

Исходя из отсутствия единого подхода к постановке задачи подстройки параметров нейросети для улучшения её производительности, предложим обобщающую модель оптимизации нейросетевой производительности в задачах распознавания образов, используя в качестве основы нейросеть с прямой связью. Для этого выполним формализацию многозначного отображения групп входных параметров нейросети в показатель её производительности и построим критерии повышения качества распознавания образов с условиями свёртки этих критериев.

Формализация отображений входных параметров нейросети в показатели её производительности

Нейросеть с прямой связью даже очень простой архитектуры обладает большим количеством регулируемых параметров (рис. 1), среди которых для задач распознавания образов можно выделить 10 основных [1]:

1) количество слоёв q_{lyr} с множеством их значений $Q_{lyr} \subset \mathbb{N}$, $q_{lyr} \in Q_{lyr} \subset \mathbb{N}$;

2) общее количество нейронов q_{nm} в q_{lyr} слоях с множеством их значений $Q_{nm} \subset \mathbb{N}$, $q_{nm} \in Q_{nm} \subset \mathbb{N}$;

3) вектор D_{lyr-nm} распределения q_{nm} нейронов по q_{lyr} слоях как точка $D_{lyr-nm} = [q_{nm}^{(k)}]_{l \times q_{lyr}}$ в пространстве $\mathbb{N}^{q_{lyr}}$ при $\sum_{k=1}^{q_{lyr}} q_{nm}^{(k)} = q_{nm}$ с множеством вариантов таких

распределений $D_{lyr-nm} \subset \prod_{k=1}^{q_{lyr}} \mathbb{N}$,

$D_{lyr-nm} \in D_{lyr-nm} \subset \prod_{k=1}^{q_{lyr}} \mathbb{N}$;

4) матрица $W_k = [w_{ij}^{(k)}]_{q_{nm}^{(k)} \times d_k}$ начальных весов в k -м слое с множеством вещественных $q_{nm}^{(k)} \times d_k$ -матриц $W(q_{nm}^{(k)}, d_k)$, $W_k \in W(q_{nm}^{(k)}, d_k)$ при $d_k = q_{nm}^{(k-1)}$, $k = \overline{2, q_{lyr}}$ и количестве входов (количестве элементов

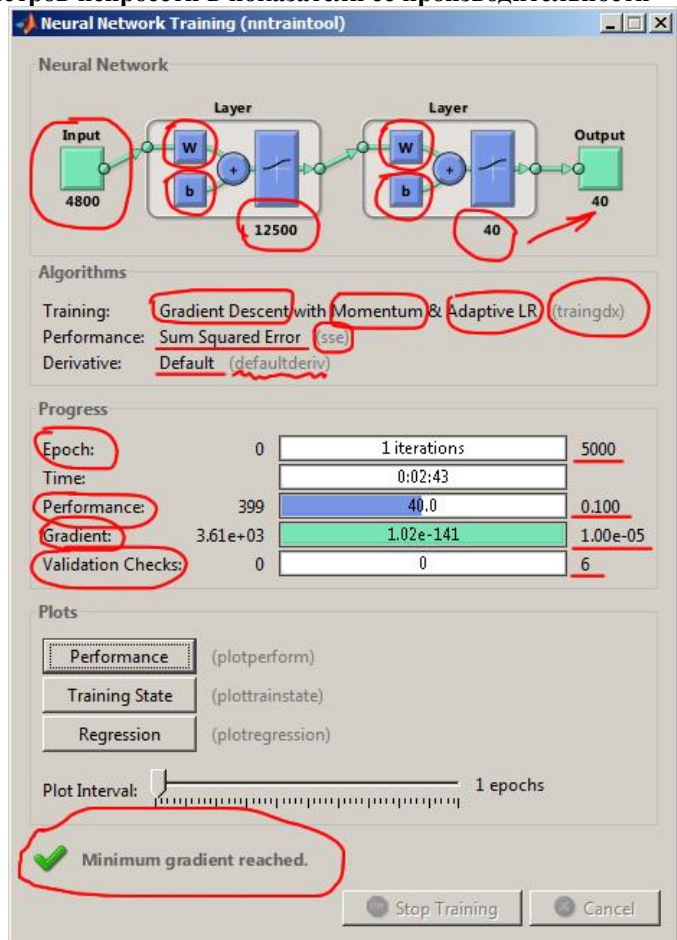


Рис. 1. Персептрон с одним скрытым слоем как нейросеть с прямой связью, параметры, свойства и атрибуты которой визуализируются с помощью инструментов Neural Network Toolbox среды MATLAB 7.14

анализируемого образа) нейросети d_1 ;

5) вектор $\mathbf{B}_k = \left[b_i^{(k)} \right]_{1 \times q_{\text{nrn}}^{(k)}}$ смещений в k -м слое с множеством вещественных $q_{\text{nrn}}^{(k)}$ -мерных точек $\mathbf{B}(q_{\text{nrn}}^{(k)})$, $\mathbf{B}_k \in \mathbf{B}(q_{\text{nrn}}^{(k)})$;

6) функция активации k -го слоя ϕ_k с множеством функций активации Φ , $\phi_k \in \Phi$;

7) алгоритм обучения нейросети a_{train} с множеством $\{a_u\}_{u=1}^{q_{a_{\text{train}}}} = A$ таких алгоритмов для данной задачи распознавания образов, $a_{\text{train}} \in \{a_u\}_{u=1}^{q_{a_{\text{train}}}} = A$, $q_{a_{\text{train}}} \in \mathbb{Y}$;

8) метод реализации $m_{\text{train}}(a_{\text{train}})$ выбранного алгоритма обучения с множеством

$$\{m_v(a_{\text{train}})\}_{v=1}^{q_{m_{\text{train}}}(a_{\text{train}})} = M(a_{\text{train}})$$

таких методов для данной задачи распознавания образов,

$$m_{\text{train}}(a_{\text{train}}) \in \{m_v(a_{\text{train}})\}_{v=1}^{q_{m_{\text{train}}}(a_{\text{train}})} = M(a_{\text{train}}), q_{m_{\text{train}}}(a_{\text{train}}) \in \mathbb{Y};$$

9) параметры $\{h_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}}))\}_{l=1}^{q_h[m_{\text{train}}(a_{\text{train}})]}$ выбранного метода реализации алгоритма обучения с множеством значений l -го параметра $H_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}}))$,

$$h_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}})) \in H_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}})), q_h[m_{\text{train}}(a_{\text{train}})] \in \mathbb{Y};$$

10) количество этапов q_{pass} обучения на зашумленных выборках эталонных образов с множеством их значений $Q_{\text{pass}} \subset \mathbb{Y}$, $q_{\text{pass}} \in Q_{\text{pass}} \subset \mathbb{Y}$.

Как видим, каждая функция критерия производительности нейросети с прямой связью для задачи распознавания образов задаётся на множестве

$$\mathbf{P} = Q_{\text{lyr}} \times Q_{\text{nrn}} \times \mathbf{D}_{\text{lyr-nrn}} \times \left\{ \prod_{k=1}^{q_{\text{lyr}}} \mathbf{W}(q_{\text{nrn}}^{(k)}, d_k) \right\} \times \left\{ \prod_{k=1}^{q_{\text{lyr}}} \mathbf{B}(q_{\text{nrn}}^{(k)}) \right\} \times \left\{ \prod_{k=1}^{q_{\text{lyr}}} \Phi \right\} \times A \times M(a_{\text{train}}) \times \left\{ \prod_{l=1}^{q_h[m_{\text{train}}(a_{\text{train}})]} H_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}})) \right\} \times Q_{\text{pass}}. \quad (1)$$

При этом подчеркнём, что множество возможных методов обучения $M(a_{\text{train}})$ зависит от выбранного алгоритма $a_{\text{train}} \in A$, порождая множество $q_h[m_{\text{train}}(a_{\text{train}})]$ параметров

$$\prod_{l=1}^{q_h[m_{\text{train}}(a_{\text{train}})]} H_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}}))$$

выбранного метода $m_{\text{train}}(a_{\text{train}})$. Множество (1) с элементами

$$\mathbf{P} = \left\{ q_{\text{lyr}}, q_{\text{nrn}}, \mathbf{D}_{\text{lyr-nrn}}, \{\mathbf{W}_k\}_{k=1}^{q_{\text{lyr}}}, \{\mathbf{B}_k\}_{k=1}^{q_{\text{lyr}}}, \{\phi_k\}_{k=1}^{q_{\text{lyr}}}, a_{\text{train}}, m_{\text{train}}(a_{\text{train}}), \{h_l(m_{\text{train}}(a_{\text{train}}))\}_{l=1}^{q_h[m_{\text{train}}(a_{\text{train}})]}, q_{\text{pass}} \right\} \quad (2)$$

отображается в длительность обучения $t_{\text{train}}(\mathbf{P})$, вероятность паралича $p_{\text{off-train}}(\mathbf{P})$, функции качества обучения $f_{\text{SSE}}(\mathbf{P})$ и $f_{\text{MAE}}(\mathbf{P})$, а также уровень ошибок функционирования $r_{\text{ER}}(\mathbf{P})$, которые необходимо минимизировать на (1). Эта операция не представляется сложной для каждой зависимости в отдельности, где применимы численные методы поиска экстремумов функции многих переменных.

Критерии максимизации производительности нейросети с условиями их свёртки

Для удобства работы с функциями $t_{\text{train}}(\mathbf{P})$, $p_{\text{off-train}}(\mathbf{P})$, $f_{\text{SSE}}(\mathbf{P})$, $f_{\text{MAE}}(\mathbf{P})$ и $r_{\text{ER}}(\mathbf{P})$ в совокупности можно рассматривать их в нормированном виде, представляя оценки их значений в виде многомерных матриц (рис. 2). Естественно, максимальная производительность нейросети достигается на таком $\mathbf{P}^* \in \mathbf{P}$, что

$$\mathbf{P}^* \in \arg \min_{\mathbf{P} \in \mathbf{P}} \frac{t_{\text{train}}(\mathbf{P})}{\max_{\mathbf{P} \in \mathbf{P}} t_{\text{train}}(\mathbf{P})}, \mathbf{P}^* \in \arg \min_{\mathbf{P} \in \mathbf{P}} \frac{p_{\text{off-train}}(\mathbf{P})}{\max_{\mathbf{P} \in \mathbf{P}} p_{\text{off-train}}(\mathbf{P})}, \mathbf{P}^* \in \arg \min_{\mathbf{P} \in \mathbf{P}} \frac{f_{\text{SSE}}(\mathbf{P})}{\max_{\mathbf{P} \in \mathbf{P}} f_{\text{SSE}}(\mathbf{P})},$$

$$P^* \in \arg \min_{P \in \mathcal{P}} \frac{f_{MAE}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} f_{MAE}(P)}, \quad P^* \in \arg \min_{P \in \mathcal{P}} \frac{r_{ER}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} r_{ER}(P)}. \quad (3)$$

Поэтому, агрегируя критерии в пяти задачах (3), получаем пятикритериальную задачу минимизации на множестве (1) с элементами (2). Такая задача, как известно, не имеет решения в общем случае. Следовательно, необходимо решать задачу минимизации

$$P^{**} \in \arg \min_{P \in \mathcal{P}} \left(\lambda_1 \cdot \frac{t_{train}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} t_{train}(P)} + \lambda_2 \cdot \frac{p_{off-train}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} p_{off-train}(P)} + \lambda_3 \cdot \frac{f_{SSE}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} f_{SSE}(P)} + \lambda_4 \cdot \frac{f_{MAE}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} f_{MAE}(P)} + \lambda_5 \cdot \frac{r_{ER}(P)}{\max_{P \in \mathcal{P}} r_{ER}(P)} \right) \quad (4)$$

по выпуклой свёртке критериев в (3) с положительными коэффициентами $\{\lambda_s\}_{s=1}^5$ при $\sum_{s=1}^5 \lambda_s = 1$.

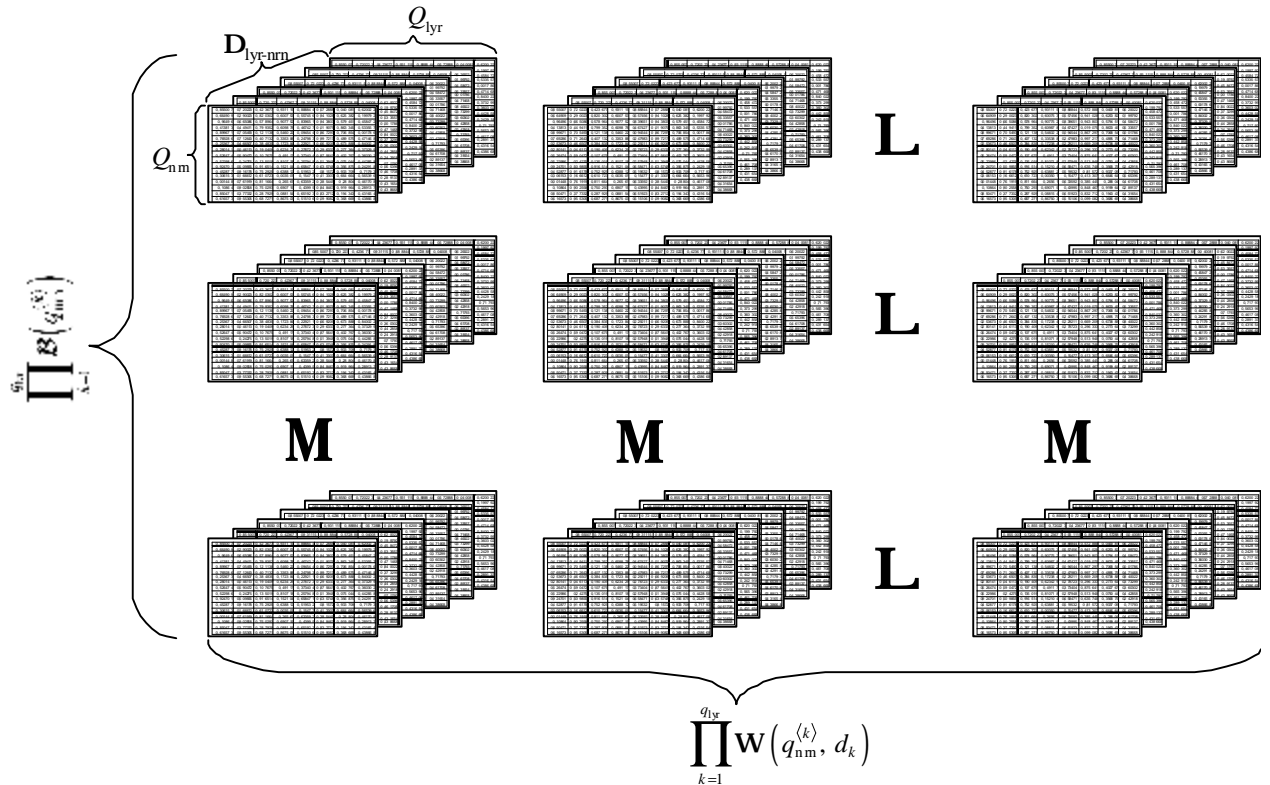


Рис. 2. Представление оценок значений функции производительности нейросети, задаваемой на множестве

$$Q_{lyn} \times Q_{nrm} \times D_{lynrm} \times \left\{ \prod_{k=1}^{q_{lyn}} W(q_{nm}^{(k)}, d_k) \right\} \times \left\{ \prod_{k=1}^{q_{nrm}} B(q_{nm}^{(k)}) \right\}, \text{ в виде пятимерной матрицы (функция пяти переменных)}$$

Вопрос об оценивании коэффициентов $\{\lambda_s\}_{s=1}^5$ для задачи (4) нетривиален [3], поскольку её решение весьма чувствительно к ним. Если нейросеть уже была задействована в реальном процессе распознавания образов определённого класса, то наверняка существует возможность экспертного оценивания важности (весомости) или уровней приоритета каждого из пяти критериев в (4) через эти коэффициенты. Когда же функционирование нейросети (в рабочем режиме, не тестовом) находится на начальном этапе, то можно прибегнуть к критерию Бернулли [3], положив $\lambda_s = 0.2 \quad \forall s = \overline{1, 5}$. А самым, пожалуй, нечувствительным здесь видится минимаксный критерий Вальда [3], согласно которому коэффициенты $\{\lambda_s\}_{s=1}^5$ являются компонентами оптимальной стратегии первого игрока в матричной $5 \times |P|$ -игре с матрицей, строки которой составлены из всех возможных значений каждой из функций в задачах (3).

Заключение и перспектива продолжения исследования оптимизации параметров нейросети

Следует помнить, что перечисленные пять критериев оптимизации параметров нейросети относятся лишь к задаче распознавания образов, а в других технических задачах [1] множество этих критериев может пополняться. Кроме того, ряд свойств процесса обучения (граничные значения количества эпох, градиента функции ошибок, попыток повысить качество обучения) в элементах (2) множества (1) были преднамеренно

опущены, поскольку их влияние на продуктивность при разумном выборе значений по умолчанию мало [1]. И, как уже упоминалось, задача (4) сводится к численному поиску минимума функции 10 переменных (или $6 + 3q_{\text{ур}} + q_h [m_{\text{train}}(a_{\text{train}})]$ переменных, если не группировать по слоям и параметрам выбранного метода обучения), где в перспективе стоит рассмотреть учёт влияния длительности обучения на функции качества обучения и уровень ошибок функционирования, а также проанализировать взаимосвязь между ними.

Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. — [2-е изд.]. — М. : Издательский дом “Вильямс”, 2006. — 1104 с.
2. Hagan M. T. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm / M. T. Hagan, M. Menhaj // IEEE Transactions on Neural Networks. — 1994. — Vol. 5, N. 6. — P. 989 — 993.
3. Трухаев Р. И. Модели принятия решений в условиях неопределённости / Трухаев Р. И. — М. : Наука, 1981. — 258 с.

Надійшла 23.11.2012

Рецензент: д.т.н. Сорокати Р.В.

УДК 621.3

О.І. ПОЛКАРОВСЬКИХ
Хмельницький національний університет

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПЕРЕТВОРЕННЯ ФАЗА-АМПЛІТУДА У ЦИФРОВИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ СИНТЕЗАТОРАХ

Проаналізовано методи перетворення відліків фази у відліки амплітуди в цифрових обчислювальних синтезаторах – **DDS**. Проаналізовано різноманітні алгоритми такого перетворення. Розглянуті методи проаналізовані з точки зору зменшення апаратних затрат на реалізацію перетворення з необхідною якістю.

Ключові слова: АЦП, ЦАП, цифровий обчислювальний синтезатор, **ADC**, **DAC**, **direct frequency synthesizer (DDS)**.

The methods of converting counts in samples of the amplitude phase in digital computer synthesizers (DDS) was proposed. Analysis of various algorithms for this conversion. Considered methods are analyzed in terms of reducing hardware costs to implement transformation of the required quality.

Keywords: **ADC**, **DAC**, **digital computer synthesizer**, **ADC**, **DAC**, **direct frequency synthesizer (DDS)**.

Постановка задачі

Цифровий обчислювальний синтезатор у спрощеному виді представлено на рис. 1.

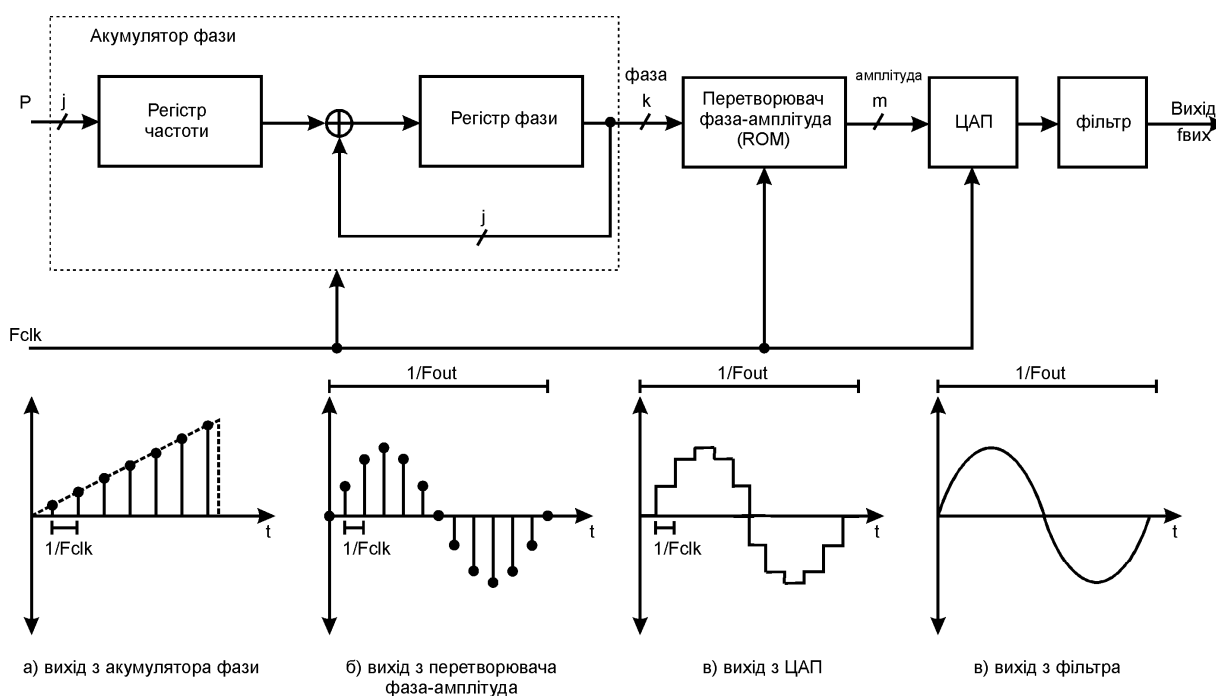


Рис. 1. Структурна схема DDS, та перетворення сигналів у ньому [2]

Проаналізуємо методи перетворення відліків фази у відліки амплітуди, які надходять до ЦАП, а далі