

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОЦЕНКИ УГЛОВЫХ КООРДИНАТ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ЦЕЛЕЙ В ЦИФРОВОЙ АНТЕННОЙ РЕШЕТКЕ

DOI: 10.36724/2072-8735-2022-16-7-4-13

Manuscript received 26 May 2022;
Accepted 17 June 2022**Шацкий Николай Витальевич,**АО "Радиотехнический институт имени академика
А.Л. Минца", Москва, Россия,
nshatsky@rti-mints.ru**Ключевые слова:** измерение угловых координат,
цифровая антенная решетка, диаграммообразующая
схема, нейронная сеть, линейный персептрон,
многослойный персептрон, моноимпульсная радиолокация

Современные радиолокационные станции (РЛС) – это сложные радиотехнические комплексы на пределе технологий, обеспечивающие многокритериальный обзор пространства и обнаружение аэродинамических и баллистических объектов (одиночных и групповых), а также гиперзвуковых целей. Направление развития современных РЛС состоит в дальнейшем увеличении роли цифровых устройств и методов обработки сигналов. В настоящее время в РЛС уже вся первичная обработка радиолокационной информации ведется в цифровом виде, что определяется известным превосходством цифровых устройств над аналоговыми. Предложен нейросетевой метод измерения угловых координат, который заключается в совмещении нейронной сети с диаграммообразующей схемой цифровой антенной решетки и формировании на выходе нейронной сети сигнала, соответствующего угловому положению цели. Сформулирована теорема о том, что на выходе первого слоя предлагаемой нейронной сети формируются сигналы, соответствующие диаграммам направленности приемных каналов цифровой антенной решетки. На примере линейной цифровой антенной решетки проведено сопоставление моноимпульсного метода измерения угловых координат с предлагаемым нейросетевым методом. Установлено, что обучение нейронной сети следует осуществлять с добавлением шумов, а обучающие примеры формировать в пределах сектора углов, занимаемого лучами измерительных каналов. Показано, что предлагаемый метод способен конкурировать с моноимпульсным методом по ширине углового сектора, в котором возможна оценка угловых координат и позволяет осуществлять измерения угловых координат при неидентичных лучах моноимпульсной группы.

Информация об авторах:

Шацкий Николай Витальевич, заместитель директора Центра АО РТИ, к.т.н., доцент, АО "Радиотехнический институт имени академика А.Л. Минца", Ростовский филиал АО РТИ, Москва, Россия

Для цитирования:

Шацкий Н.В. Нейросетевой метод оценки угловых координат радиолокационных целей в цифровой антенной решетке // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2022. Том 16. №7. С. 4-13.

For citation:

Shatsky N.V. (2022) Neural network method for estimating the angular coordinates of radar targets in a digital antenna array. *T-Comm*, vol. 16, no.7, pp. 4-13. (in Russian)

Введение

Современные радиолокационные станции (РЛС) – это сложные радиотехнические комплексы на пределе технологий, обеспечивающие многокритериальный обзор пространства и обнаружение аэродинамических и баллистических объектов (одиночных и групповых), а также гиперзвуковых целей. Направление развития современных РЛС состоит в дальнейшем увеличении роли цифровых устройств и методов обработки сигналов. В настоящее время в РЛС уже вся первичная обработка радиолокационной информации ведется в цифровом виде, что определяется известным превосходством цифровых устройств над аналоговыми.

Уровень развития цифровой элементной базы и применяемых в едином маршруте проектирования аппаратуры систем автоматизированного проектирования (САПР) и моделирования аппаратно-программных средств из состава РЛС достиг того состояния, который позволяет создавать полностью цифровые радиотехнические устройства практически до С диапазона частот (для доступной элементной базы станции метрового диапазона длин волн). Это, в части создания полностью цифрового приемного устройства, особенно перспективно для РЛС с цифровыми антенными решетками (ЦАР). В прямой дискретизации эхо-сигнала кроется масса преимуществ: исключаются преобразователи частоты, гетеродин, каскады усиления и фильтрации сигналов [1, 2].

Все вышесказанное определяет возможности применения в РЛС недоступных ранее алгоритмов диаграммообразования и методов цифровой обработки сигналов. Также развитие данного направления стало возможным при распространении создания цифровых двойников разрабатываемых аппаратно-программных средств и всей РЛС в целом, а, именно, наличие ресурса на выполнение и реализацию данной задачи при разработке как самой аппаратуры, так и компонентов функционального программного обеспечения радиоэлектронных комплексов РЛС.

В современных РЛС радиолокационную информацию обычно сохраняют в виде комплексного 3D-массива данных, содержащего N_{time} последних временных отсчетов, N_{pulse} зондирующих импульсов и N_{beam} пространственных отсчетов (отсчетов сигналов в измерительных каналах с различными диаграммами направленности (ДН)) [3]. Полученные данные в ходе первичной обработки используют для формирования радиолокационных отметок. Каждая отметка в общем случае может содержать компоненты вектора наблюдения – оценки наклонной дальности, радиальной скорости, угловые координаты (азимут и угол места), а также ковариационную матрицу ошибок оценивания составляющих вектора наблюдения [4]. Универсальный подход к оценке параметров вектора наблюдения цели в РЛС состоит в поиске максимума многомерного пространственно-временной функции корреляции [5].

Если какая-либо из частных функций корреляции является одномерной, то оценку соответствующей составляющей вектора наблюдения осуществляют независимо от других составляющих. В противном случае оценки параметров вектора наблюдения требуют поиска максимума многомерной частной функции корреляции. Такая обработка существенно

сложнее с точки зрения вычислительных затрат и формирования решающего правила. В связи с этим поиск компонентов вектора наблюдения обычно связан с формированием двумерных или одномерных частных функций корреляции. Например, наиболее известной двумерной корреляционной функцией, используемой в радиолокации для совместного определения наклонной дальности и радиальной скорости, является функция неопределенности Вудворда [5], а в работе [3] используют и другие двумерные проекции массива радиолокационных данных для формирования соответствующих частных функций корреляции.

Для оценки направляющих косинусов на цель часто используют одномерные решающие правила, соответствующие одномерной корреляционной функции. Это достигается тем, что сначала находят наклонную дальность цели, а затем для соответствующей выборки массива данных по оси времени и для первых двух сигналов измерительных каналов оценивают угловую координату цели вдоль одного из координатных направлений, после этого выполняют поиск ортогональной угловой координаты для другой пары измерительных каналов. С каждым измерительным каналом связана ДН приемной антенны.

При реализации амплитудного метода первые две ДН должны быть смещены относительно равносигнального направления (РСН) в противоположные стороны вдоль одного координатного направления, а вторые – вдоль другого, ортогонального первому направлению [5, 6]. При реализации фазового метода измерений вместо разнесения максимумов ДН может использоваться разнесение фазовых центров антенн, формирующих соответствующие ДН [5].

Классический моноимпульсный метод измерения угловых координат предполагает, что оценку угловой координаты осуществляют на линейном участке пеленгационной характеристики [7]. По мере удаления цели от РСН точность аппроксимации пеленгационной характеристики линейной функцией снижается, что приводит к монотонному росту ошибки измерения угловой координаты. В патенте [8] было предложено аппроксимировать пеленгационную характеристику нелинейной функцией. Однако для каждого положения РСН форма данной функции будет изменяться. В этом случае построение решающего правила для оценки угловой координаты становится неочевидным и для каждого возможного положения лучей моноимпульсной группы следует задавать новые коэффициенты, аппроксимирующие пеленгационную характеристику приемной антенны.

В связи с этим представляет интерес применение нейросетевой технологии для оценки составляющих вектора наблюдения как по всем имеющимся данным массива радиолокационных данных, так и по их выборке. Если предположить, что при построении частных корреляционных функций, теряется часть полезной информации о цели, то применение нейросетевой технологии принципиально позволяет избежать этого. Например, при измерении угловых координат в решении задачи может быть задействовано произвольное число формируемых лучей, которые могут быть произвольным образом разнесены в пространстве. При этом контроль над соответствием пеленгационной характеристики, заданной линейной или нелинейной функцией, становится излишним. В известной литературе возможности использования нейросетевой технологии при решении задач

радиолокации обсуждались в работах [9, 10]. Однако в этих работах не рассматривались аспекты, связанные с оцениванием угловых координат радиолокационной цели.

Цель работы состоит в разработке нейросетевого метода оценивания угловой координаты в приемной ЦАР РЛС и проверке эффективности метода.

Обоснование архитектуры нейросетевого измерителя угловых координат

Рассмотрим задачу измерения угловых координат радиолокационной цели в заданном секторе пространства при помощи нейронной сети, состоящей из линейного и многослойного персептронов. Линейный персептрон отличается от многослойного персептрона использованием линейной функции активации (передачи). При этом отсутствие нелинейных преобразований, определяемых функциями активации многослойного персептрона, позволяет в линейном персептроне ограничиться одним слоем нейронов.

Число выходов линейного персептрона определяет число измерительных каналов обработки – диаграмм направленности (ДН) ЦАР. Будем считать, что выходной сигнал многослойного персептрона является векторным. Компоненты выходного сигнала соответствуют оценкам составляющих вектора направляющих косинусов направления на цель.

Диаграммообразующая схема (ДОС) ЦАР при приеме сигнала точечного источника с направления \mathbf{p}_p предполагает формирование на выходах аналого-цифровых преобразователей двух квадратурных составляющих сигналов [11]:

$$c_{m,t} = \operatorname{Re}(a_p \exp(i\psi_p) \dot{s}_p(\tau_t) \exp(i\omega\tau_t) \dot{f}_m(\mathbf{p}_p) + \dot{\xi}_m(\tau_t)); \quad (1)$$

$$s_{m,t} = \operatorname{Im}(\exp(i\psi_p) \dot{s}_p(\tau_t) \exp(i\omega\tau_t) \dot{f}_m(\mathbf{p}_p) + \dot{\xi}_m(\tau_t)), \quad (2)$$

где a_p, ψ_p – эффективная амплитуда и начальная фаза источника; $\dot{s}_p(\tau_t)$ – нормированная комплексная огибающая сигнала источника в момент времени τ_t ($t = 1, 2, \dots, N_t$);

ω_p – промежуточная частота сигнала; $\dot{f}_m(\mathbf{p})$ – комплексная ДН ЦАР при приеме сигнала с выхода m -го канала ($m = 1, 2, \dots, M$, M – число каналов ЦАР); \mathbf{p} – единичный вектор направления на точку наблюдения; $\dot{\xi}_m(\tau_t)$ – комплексная огибающая шума в m -ом канале ЦАР.

В дальнейшем будем рассматривать обработку сигналов при $t = \text{const}$. В связи с этим индекс t опустим.

Для решения задачи оценки координат обнаруженных целей на выходе ЦАР формируют N лучей. Для этого используют комплексные весовые коэффициенты $\dot{\mathbf{W}} = (\dot{W}_{m,n})$ ($m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N$). Каждый столбец матрицы $\dot{\mathbf{W}}$ определяет форму ДН одного из лучей, описываемых выражением вида

$$\dot{F}_n(\mathbf{p}) = \sum_{m=1}^M \dot{W}_{m,n} \dot{f}_m(\mathbf{p}) = \sum_{m=1}^M \dot{W}_{m,n} \exp(ik\mathbf{q}_m^T \cdot \mathbf{p}), \quad (3)$$

где \mathbf{q}_m – вектор-столбец, определяющий координаты фазового центра m -го антенного элемента ЦАР; \mathbf{T} – символ транспонирования.

С учетом выражений (1) и (2) квадратурные составляющие выходных сигналов ЦАР могут быть записаны в виде:

$$C_{n,t} = \sum_{m=1}^M (\operatorname{Re} \dot{W}_{n,m} c_{m,t} - \operatorname{Im} \dot{W}_{n,m} s_{m,t}); \quad (4)$$

$$S_{n,t} = \sum_{m=1}^M (\operatorname{Re} \dot{W}_{n,m} s_{m,t} + \operatorname{Im} \dot{W}_{n,m} c_{m,t}). \quad (5)$$

Сигналы вида (4) и (5) могут быть сформированы и при помощи линейного персептрона, в котором действительные коэффициенты первого слоя формируют в виде блочной матрицы

$$\mathbf{w}_1 = \begin{pmatrix} \operatorname{Re} \dot{\mathbf{W}} & (0) \\ -\operatorname{Im} \dot{\mathbf{W}} & (0) \\ (0) & \operatorname{Im} \dot{\mathbf{W}} \\ (0) & \operatorname{Re} \dot{\mathbf{W}} \end{pmatrix} \quad (6)$$

размером $4M \times 2N$, а входные сигналы при фиксированном t представляют вектором-строкой $\mathbf{x} = (\mathbf{c}^T, \mathbf{s}^T, \mathbf{c}^T, \mathbf{s}^T)$.

На выходе линейного персептрона формируется выходной сигнал

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_1. \quad (7)$$

Число выходных сигналов линейного персептрона равно $2N$.

Отклик рассматриваемого линейного персептрона будет эквивалентен отклику ЦАР, если сформировать комплексный сигнал

$$\dot{Y}_{1,n,t} = y_{1,n,t} + iy_{1,N+n,t}. \quad (8)$$

Предположим, на вход многослойного персептрона поступает векторный сигнал \mathbf{y}_1 . Если многослойный персептрон содержит два скрытых слоя, то выходной сигнал такой НС можно представить выражением

$$\mathbf{Y}(\mathbf{x}, \{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\}) = h_4(h_3(h(\mathbf{y}_1 \mathbf{w}_2 + \mathbf{b}_2) \mathbf{w}_3 + \mathbf{b}_3) \mathbf{w}_4 + \mathbf{b}_4) = h_4(h_3(h_2(h_1(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_1) \mathbf{w}_2 + \mathbf{b}_2) \mathbf{w}_3 + \mathbf{b}_3) \mathbf{w}_4 + \mathbf{b}_4), \quad (9)$$

где $h_j(x)$ – функция активации j -го слоя, причем для линейного персептрона $h_1(x) = x$; \mathbf{w}_j и \mathbf{b}_j – коэффициенты связи и смещения многослойного персептрона.

В качестве функций активации многослойного персептрона используем $h_{2,3,4}(x) = \operatorname{th} x$ – гиперболический тангенс, широко применяемый как для решения задач классификации, так и задач аппроксимации с использованием нейронных сетей [12].

Выходной сигнал многослойного персептрона в случае линейной ЦАР будет одномерным. Если измерение угловых координат осуществляют в плоской ЦАР, то два выходных сигнала соответствуют направляющим косинусам на цель вдоль плоскости раскрыва антенны.

Для формирования обучающей выборки с учетом выражений (1) и (2) достаточно сформировать множество пар «входной сигнал $\{\mathbf{x}\}$ – выходной сигнал $\{\mathbf{Y}\}$ » в виде:

$$\{\mathbf{x}\} = \left\{ \begin{pmatrix} \cos(k\mathbf{q}_m^T \cdot \boldsymbol{\rho}) + \text{Re} \dot{\xi}_m, \sin(k\mathbf{q}_m^T \cdot \boldsymbol{\rho}) + \\ + \text{Im} \dot{\xi}_m, \cos(k\mathbf{q}_m^T \cdot \boldsymbol{\rho}) + \text{Re} \dot{\xi}_m, \sin(k\mathbf{q}_m^T \cdot \boldsymbol{\rho}) + \text{Im} \dot{\xi}_m \end{pmatrix}^T \right\}; \quad (10)$$

$$\{\mathbf{Y}\} = \{\boldsymbol{\rho}\}. \quad (11)$$

Здесь $\boldsymbol{\rho} \in \delta\boldsymbol{\rho}_0$, $\delta\boldsymbol{\rho}_0$ – окрестность заданного направления $\boldsymbol{\rho}_0$. $\text{Re} \dot{\xi}_m$ и $\text{Im} \dot{\xi}_m$ случайные значения, формируемые при помощи датчика случайных чисел, распределенных по нормальному закону с нулевым математическим ожиданием и заданной дисперсией σ_{ξ}^2 .

Окрестность $\delta\boldsymbol{\rho}_0$ должна соответствовать пространственной области, занимаемой лучами измерительных каналов ЦАР. Для принятой при обучении модели шумов величину дисперсии σ_{ξ}^2 следует подобрать таким образом, чтобы составляющая сигнала после формирования лучей измерительных каналов соответствовала пороговому значению отношения сигнал/шум, при котором РЛС решает задачу обнаружения.

Обучение НС состоит в поиске вышеуказанных коэффициентов связи и смещения $\{\mathbf{w}_{0j}\}$ и $\{\mathbf{b}_{0j}\}$, которые удовлетворяют следующему условию

$$g(\{\mathbf{w}_{0j}\}, \{\mathbf{b}_{0j}\}) = \min_{\{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\} \in D} g(\{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\}), \quad (12)$$

где D – множество допустимых решений $\{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\}$;

$$g(\{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\}) = \sum_l (\mathbf{Y}(\mathbf{x}_l, \{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\}) - \mathbf{Y}_{0,l})^T (\mathbf{Y}(\mathbf{x}_l, \{\mathbf{w}_j\}, \{\mathbf{b}_j\}) - \mathbf{Y}_{0,l}). \quad (13)$$

Выходные сигналы линейного персептрона могут быть использованы для формирования ДН измерительных каналов ЦАР и оценки отношения сигнал/шум в измерительных каналах.

В процессе обучения НС методом обратного распространения ошибки формирование структуры матрицы \mathbf{w}_1 вида (6) достаточно сложно контролировать. В связи с этим возникает вопрос о том, можно ли при произвольных коэффициентах \mathbf{w}_1 использовать линейный персептрон в качестве ДОС ЦАР.

Докажем следующую теорему.

Теорема. Пусть комплексные сигналы на выходах каналов M -элементной ЦАР с фазовым центром в начале координат определяет выражение $\dot{\mathbf{x}}(\boldsymbol{\rho}) = \exp(ik\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho})$

($m=1, 2, \dots, M$). Тогда выходные сигналы линейного персептрона, содержащего $4M$ входов и два выхода, при входном векторе

$$\mathbf{x}(\boldsymbol{\rho}) = \left(\cos(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}), \sin(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}), \cos(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}), \sin(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) \right)^T \quad (14)$$

с точностью до постоянного множителя соответствуют квадратурным составляющим ДН ЦАР при произвольных действительных коэффициентах связи, составляющих матрицу размером $4M \times 2$.

Доказательство. Рассмотрим процесс формирования выходного сигнала линейного персептрона по формуле (7) при произвольных значениях элементов матрицы коэффициентов связи \mathbf{w}_1 и входных сигналах, описываемых вектором (11).

Представим матрицу \mathbf{w}_1 в виде блочной матрицы

$$\mathbf{w}_1 = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\beta}_{1,1} & \boldsymbol{\beta}_{1,2} \\ \boldsymbol{\beta}_{2,1} & \boldsymbol{\beta}_{2,2} \\ \boldsymbol{\beta}_{3,1} & \boldsymbol{\beta}_{3,2} \\ \boldsymbol{\beta}_{4,1} & \boldsymbol{\beta}_{4,2} \end{pmatrix}. \quad (15)$$

каждый блок которой содержит вектор-столбец действительных коэффициентов.

С учетом введенных обозначений выходной сигнал линейного персептрона по формулам (7) и (8) можно представить в виде

$$\begin{aligned} \dot{Y}_1(\boldsymbol{\rho}) = & \sum_{m=1}^M \beta_{1,1,m} \cos(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + \sum_{m=1}^M \beta_{2,1,m} \sin(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + \sum_{m=1}^M \beta_{3,1,m} \cos(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + \\ & + \sum_{m=1}^M \beta_{4,1,m} \sin(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + i \sum_{m=1}^M \beta_{1,2,m} \cos(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + i \sum_{m=1}^M \beta_{2,2,m} \sin(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + \\ & + i \sum_{m=1}^M \beta_{3,2,m} \cos(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + i \sum_{m=1}^M \beta_{4,2,m} \sin(k\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}). \end{aligned} \quad (16)$$

Используя формулы Эйлера, выражение (16) приведем к виду

$$\begin{aligned} \dot{Y}_{1,n}(\boldsymbol{\rho}) = & 0.5 \sum_{m=1}^M (\beta_{1,1,m} - i\beta_{2,1,m} + \beta_{3,1,m} - i\beta_{4,1,m} + i\beta_{1,2,m} + \beta_{2,2,m} + i\beta_{3,2,m} + \\ & + \beta_{4,2,m}) \exp(ik\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}) + 0.5 \sum_{m=1}^M (\beta_{1,1,m} + i\beta_{2,1,m} + \beta_{3,1,m} + i\beta_{4,1,m} + \\ & + i\beta_{1,2,m} - \beta_{2,2,m} + i\beta_{3,2,m} - \beta_{4,2,m}) \exp(-ik\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}). \end{aligned} \quad (17)$$

Если фазовый центр ЦАР совпадает с началом координат, то выражение (16) может быть представлено в виде

$$\begin{aligned} \dot{Y}_1(\boldsymbol{\rho}) = & 0.5 \sum_{m=1}^M (\beta_{1,1,m} - i\beta_{2,1,m} + \beta_{3,1,m} - i\beta_{4,1,m} + i\beta_{1,2,m} + \beta_{2,2,m} + i\beta_{3,2,m} + \\ & + \beta_{4,2,m} + \beta_{1,1,M+1-m} + i\beta_{2,1,M+1-m} + \beta_{3,1,M+1-m} + i\beta_{4,1,M+1-m} + i\beta_{1,2,M+1-m} - \\ & - \beta_{2,2,M+1-m} + i\beta_{3,2,M+1-m} - \beta_{4,2,M+1-m}) \exp(ik\mathbf{q}_m^T \boldsymbol{\rho}). \end{aligned} \quad (18)$$

Отсюда следует, что отклик рассматриваемого линейного персептрона с точностью до постоянного множителя соответствует ДН ЦАР, комплексные весовые коэффициенты которой представляются в виде суперпозиции блоков матрицы (15). **Теорема доказана.**

При увеличении числа формируемых ДН N и с учетом выражений (16-18) могут быть сформулированы несколько следствий.

Следствие 1. При произвольном положении фазового центра ЦАР в выбранной системе координат выходные сигналы линейного персептрона с точностью до постоянного множителя соответствуют сумме квадратурных составляющих ДН двух ЦАР, элементы которых расположены антисимметрично относительно начала координат.

Следствие 2. При увеличении числа нейронов линейного персептрона в N раз и входном сигнале вида (11) $2N$ выходных сигналов с точностью до постоянного множителя попарно соответствуют квадратурным составляющим ДН ЦАР, фазовый центр которой расположен в начале координат.

Следствие 3. При увеличении числа нейронов линейного персептрона в N раз и входном сигнале вида (11) $2N$ выходных сигналов с точностью до постоянного множителя попарно соответствуют сумме квадратурных составляющих ДН двух антисимметричных относительно начала координат раскрывов ЦАР.

Процесс обучения НС, состоящей из линейного и многослойного персептронов, теоретически не отличается от обучения обычной полносвязной НС по критерию вида (10). Как правило, обучение НС предваряет этап инициализации НС, в ходе которого случайным образом задают все коэффициенты связи и смещения. При этом выходные сигналы нейронов первого слоя НС совершенно не берутся в расчет. При реализации метода обратного распространения ошибки наиболее значительные изменения коэффициентов связи и смещения происходят в выходных слоях [13]. Чем более удален слой нейронов относительно выходного слоя, тем тоньше его настройка и меньше изменения коэффициентов слоя.

Случайные значения коэффициентов связи нейронов линейного персептрона позволят получить N ДН. Эти ДН будут объединять низкое значение КНД и отличать структура лепестков. После обучения такая НС, на первый взгляд, сможет оценивать координаты цели при малом уровне шумов и размещении цели в просматриваемой области пространства. Однако при нарушении этих условий отклик НС на входные сигналы будет непредсказуемым.

В связи с этим для предварительной инициализации НС зададим коэффициенты матрицы \mathbf{w}_1 в соответствии с выражением (6) так, чтобы ДН измерительных каналов могли обеспечить решение задачи пространственной селекции сигнала в просматриваемой области пространства. Для этого в случае линейной ЦАР, например, можно использовать комплексные весовые коэффициенты вида

$$\dot{W}_{1,m} = A_{1,m} \exp(-ik\mathbf{q}_m^T(\boldsymbol{\rho}_0 - \delta\mathbf{p})); \quad (19)$$

$$\dot{W}_{2,m} = A_{1,m} \exp(-ik\mathbf{q}_m^T(\boldsymbol{\rho}_0 + \delta\mathbf{p})); \quad (20)$$

$$\dot{W}_{3,m} = A_{2,m} \exp(-ik(\mathbf{q}_m - \mathbf{q}_0)^T \boldsymbol{\rho}_0); \quad (21)$$

$$\dot{W}_{4,m} = A_{2,m} \exp(-ik(\mathbf{q}_m + \mathbf{q}_0)^T \boldsymbol{\rho}_0), \quad (22)$$

где $\delta\mathbf{p}$ – вектор, определяющий смещение максимума ДН относительно равносигнального направления $\boldsymbol{\rho}_0$; $\delta\mathbf{q}$ – смещение фазового центра ЦАР относительно фазового центра; $\mathbf{A}_1 = (A_{1,m})$ и $\mathbf{A}_2 = (A_{2,m})$ – амплитудные распределения для формирования пар лучей.

После задания матрицы $\dot{\mathbf{W}}$ и определения элементов матрицы \mathbf{w}_1 процесс обучения НС является стандартным.

Пример реализации нейросетевого измерителя угловых координат

Рассмотрим реализацию нейросетевого измерителя угловых координат с компенсацией помех на примере линейной эквидистантной ЦАР, состоящей из $M = 32$ элементов, расположенных с шагом $d_x = 0.55\lambda$.

На рисунке 1 приведена возможная архитектура предлагаемого нейросетевого измерителя угловых координат. При этом вектор входных сигналов содержит $4M = 128$ составляющих. Первый слой НС содержит 4 нейрона (на рис. 1 число нейронов или число выходных сигналов слоя отображено под функциональной схемой нейрона). В общем случае число нейронов или первого слоя соответствует числу ДН измерительных каналов. Коэффициенты смещения в первом слое НС не требуются, а в качестве функции активации используется линейная функция. В выходном слое многослойного персептрона содержится один нейрон. Каждый элемент сети на рисунке 1 демонстрирует используемую математическую модель нейрона и вид функции активации. Под каждым элементом приведено число нейронов в соответствующем слое НС.



Рис. 1. Архитектура нейронной сети

При реализации предлагаемого нейросетевого измерителя угловых координат будем использовать восемь ДН, определяемых комплексными весовыми коэффициентами:

$$\dot{W}_{1,m} = \left(\Delta_1 + (1 - \Delta_1) \cos^2 \left(\frac{\pi}{L_x} x_m \right) \right) \exp(-ikx_m \sin(\theta_0 - \theta_1)); \quad (23)$$

$$\dot{W}_{2,m} = \left(\Delta_1 + (1 - \Delta_1) \cos^2 \left(\frac{\pi}{L_x} x_m \right) \right) \exp(ikx_m \sin(\theta_0 + \theta_1)); \quad (24)$$

$$\dot{W}_{3,m} = \begin{cases} \left(\Delta_2 + (1 - \Delta_2) \cos^2 \left(\frac{\pi}{L_0} (x_m - x_0) \right) \right) \times & |x_m - x_0| \leq L_0; \\ \exp(-ik(x_m - x_0) \sin(\theta_0 - \theta_1)), & \\ 0, & |x_m - x_0| \leq L_0; \end{cases} \quad (25)$$

$$\dot{W}_{4,m} = \begin{cases} \left(\Delta_2 + (1 - \Delta_2) \cos^2 \left(\frac{\pi}{L_0} (x_m + x_0) \right) \right) \times |x_m + x_0| \leq L_0; & (26) \\ \exp(-ik(x_m + x_0) \sin(\theta_0 + \theta_1)), & \\ 0, & |x_m + x_0| \leq L_0, \end{cases}$$

$$\dot{W}_{5,m} = \dot{W}_{2,m} - \dot{W}_{1,m}; \quad \dot{W}_{6,m} = \dot{W}_{4,m} - \dot{W}_{3,m}; \quad (27)$$

$$\dot{W}_{7,m} = \dot{W}_{2,m} + \dot{W}_{1,m}; \quad \dot{W}_{8,m} = \dot{W}_{4,m} + \dot{W}_{3,m}. \quad (28)$$

где $\Delta_1, \Delta_2 \in [0, 1]$ – «пьедесталы амплитудных распределений; $L_x = d_x(M-1)$ – линейные размеры ЦАР; $x_m = d_x(m-0.5(M-1))$ – координата фазового центра m -го антенного элемента; x_0 – координата фазового центра ЦАР при формировании ДН; $L_0 \in [d_x, L_x]$ – размеры активной части ЦАР при формировании ДН; $\theta_0, \theta_0 \pm \theta_1$ – направления фазирования ЦАР при формировании ДН.

Первые два распределения комплексных весовых коэффициентов (19) и (20) соответствуют паре лучей, разведенных в противоположные стороны относительно направления θ_0 при совпадающих фазовых центрах, определяющего центр окрестности, вблизи которой следует обнаруживать и оценивать координаты цели. Второй паре распределений (23) и (24) соответствуют ДН ЦАР, у которых отличаются не только направлением фазирования, но и положениями фазовых центров.

При проведении численных исследований использовались следующие значения параметров $\Delta_1 = 0.3, \Delta_2 = 1; \theta_0 = 40^\circ; \theta_1 = 2.2^\circ; x_0 = 4.2625\lambda; L_0 = 2.1313\lambda$.

Первые два амплитудных распределения использовались для оценки угловых координат по формуле моноимпульсного метода.

Обучающая выборка содержала 60000 примеров. Примеры соответствовали сигналам точечных источников, расположенным в пространственной области $\theta \in [40^\circ - 4.4^\circ, 40^\circ + 4.4^\circ]$. Качество обучения оценивалось по критерию (10) в конце каждой эпохи обучения. При этом в теории и практике использования нейронных сетей принято, что оценки качества обучения производят для обучающей и тестовой выборок. Тестовая выборка не содержит примеров, которые входят в обучающую выборку. При этом близость оценок качества говорит о том, что нейронная сеть обладает свойством обобщения. Если же на каком-то этапе обучения начинается снижение качества по результатам тестовой выборки при улучшении качества на примерах из обучающей выборки, то это говорит о переобучении нейросети.

На рисунке 2 приведены кривые, характеризующая качество обучения рассматриваемой НС по критерию (10) в зависимости от номера эпохи обучения $t = 0, 1, \dots$ на примерах обучающей и тестовой выборки. Все кривые совпадают с графической точностью. Процесс обучения был остановлен при достижении предельного числа эпох обучения $t = 1000$. Время обучения рассматриваемой НС составило около 6 минут.

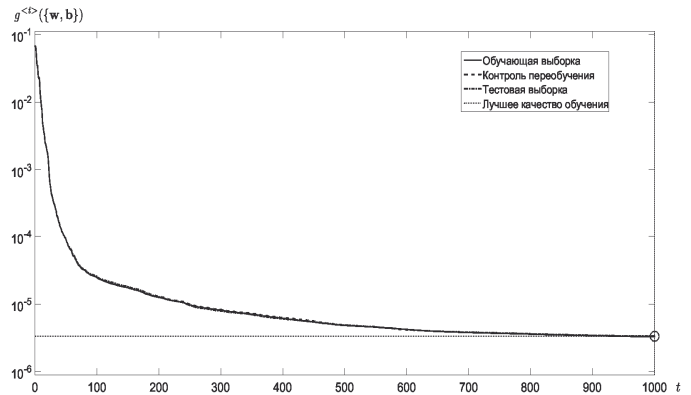


Рис. 2. Качество обучения нейросети

В качестве примера на рисунках 3-6 приведены ДН, измерительных каналов, формируемые по заданным весовым коэффициентам перед обучением НС и после ее обучения. На каждом из рисунков для удобства приведены ДН только двух измерительных каналов (на рис. 3 – первого и второго, на рис. 4 – третьего и четвертого и т.д.). Все ДН нормированы к максимальному уровню всех лучей измерительных каналов. На всех рисунках номера кривых соответствуют номерам ДН измерительных каналов. Сплошные кривые получены после обучения НС, а штриховые – до обучения НС. Приведенные результаты демонстрируют, что только часть ДН измерительных каналов заметно перестраивается в процессе обучения НС. Главным образом существенные изменения наблюдаются в ДН тех измерительных каналов, уровень сигнала в которых в области $\theta \in [40^\circ - 4.4^\circ, 40^\circ + 4.4^\circ]$ достаточно низкий.

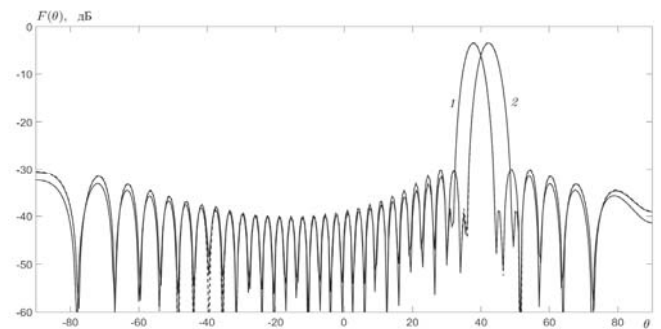


Рис. 3. ДН измерительных каналов 1 и 2 до обучения (штриховые кривые) и после обучения (сплошные кривые)

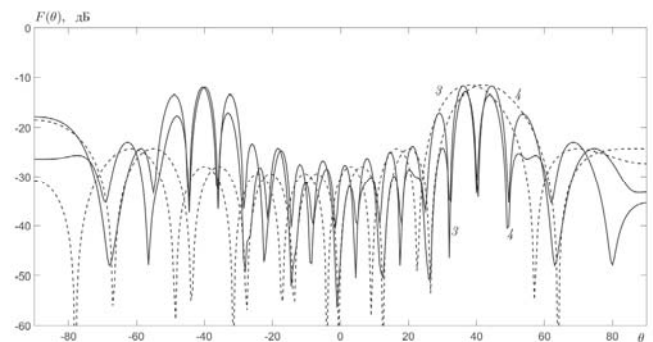


Рис. 4. ДН измерительных каналов 3 и 4 до обучения (штриховые кривые) и после обучения (сплошные кривые)

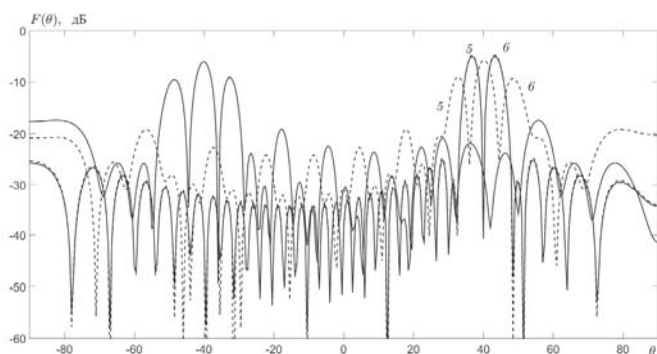


Рис. 5. ДН измерительных каналов 5 и 6 до обучения (штриховые кривые) и после обучения (сплошные кривые)

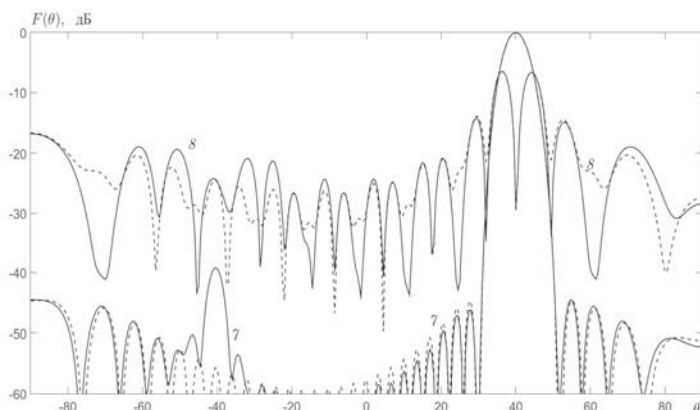


Рис. 6. ДН измерительных каналов 7 и 8 до обучения (штриховые кривые) и после обучения (сплошные кривые)

В ходе дальнейших исследований проверялись возможности НС для оценки угловой координаты в условиях приема сигнала на фоне шумов по сравнению с моноимпульсным методом измерения угловой координаты.

Для реализации моноимпульсного метода использовались сигналы первых двух измерительных каналов ЦАР до обучения. В каждом из них присутствовала детерминированная составляющая сигнала, возбуждаемого точечным источником, и случайная составляющая шума. Комплексная амплитуда шума в канале ЦАР формировалась в виде суммы двух случайных значений квадратурных составляющих, задаваемых при помощи датчика случайных чисел, распределенных по нормальному закону с нулевым математическим ожиданием и заданным значением среднеквадратического отклонения (СКО) σ .

С учетом введенных ранее обозначений при приеме сигнала точечного источника единичной амплитуды с направления θ в моноимпульсной РЛС формируются два комплексных сигнала измерительных каналов

$$\dot{S}_i(\theta) = \sum_{m=1}^M \dot{W}_{i,m} \left(\exp(ikx_m \sin \theta) \cos \theta + \dot{\xi}_m \right), \quad i = 1, 2. \quad (29)$$

На выходе моноимпульсной системы формируется сигнал

$$\Delta(\theta) = \frac{|\dot{S}_2(\theta)| - |\dot{S}_1(\theta)|}{|\dot{S}_1(\theta)| + |\dot{S}_2(\theta)|}. \quad (30)$$

Оценка угловой координаты источника моноимпульсным методом рассчитывалась по формуле

$$\hat{\theta}_M = \theta_0 + \Delta(\theta) K_M, \quad (31)$$

где $K_M = \frac{|F_2(\theta_0 + \delta\theta)| - |F_1(\theta_0 - \delta\theta)|}{2\delta\theta(|F_2(\theta_0)| + |F_1(\theta_0)|)}$ – крутизна пеленгационной характеристики.

Оценка угловой координаты предлагаемым методом соответствует выходному сигналу НС, т.е. $\hat{\theta}_{НС} = Y(\mathbf{x}(\theta))$.

Точности оценок угловой координаты моноимпульсным и предлагаемым методом будем оценивать по среднеквадратическим отклонениям ошибок измерения угловых координат

$$\sigma_M = \sqrt{\frac{1}{N'} \sum_{n=1}^{N'} (\hat{\theta}_{Mn} - \theta_n)^2};$$

$$\sigma_{НС} = \sqrt{\frac{1}{N'} \sum_{n=1}^{N'} (\hat{\theta}_{НСn} - \theta_n)^2}, \quad (32)$$

где N' – число измерений.

Область применения моноимпульсного метода ограничена линейным участком пеленгационной характеристики, длина которого, строго говоря, несколько меньше, чем расстояние между максимумами лучей моноимпульсной группы вдоль заданного координатного направления. В то же время на практике моноимпульсный метод обычно используют для оценки угловых координат целей, которые попадают между максимумами соседних лучей моноимпульсной группы. Будем считать, что для рассматриваемого примера область применения моноимпульсного метода соответствует угловому сектору $\hat{\theta}_M \in [40^\circ - 2.2^\circ, 40^\circ + 2.2^\circ]$.

Нейросетевой метод принципиально может работать и в более широком секторе углов. Возможность применения НС для оценки угловых координат зависит от двух факторов: значений отношения сигнал/шум в лучах измерительных каналов, а также области пространства, в которой проводилось обучение НС. В ходе исследований было установлено, что наилучшие результаты достигаются, если сектор пространства, в котором осуществляется обучение НС соответствует $\theta \in [40^\circ - 8^\circ, 40^\circ + 8^\circ]$. При увеличении или уменьшении размеров сектора с обучающими примерами наблюдалось увеличение СКО ошибок оценивания координат

В качестве примера на рисунке 7 приведены оценки угловых координат, полученные моноимпульсным и предлагаемым методом при СКО шума в квадратурных составляющих, равном $\sigma = 0.01$. На данном рисунке кривая 1 соответствует идеальным значениям сигнала, Кривые 2 и 3 соответствуют оценкам $\hat{\theta}_{НС}$ и $\hat{\theta}_M$.

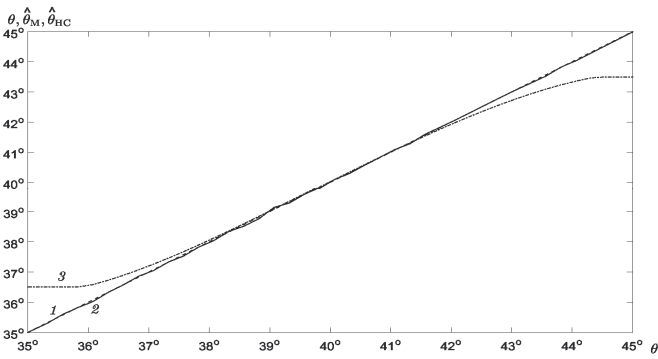


Рис. 7. Оценки угловых координат моноимпульсным методом и предлагаемым методом на фоне шумов: кривая 1 – идеальное значение; кривая 2 – предлагаемым методом; кривая 3 – оценка моноимпульсным методом

В таблице 1 приведены усредненные оценки СКО σ_M и σ_{NC} по 100 различным реализациям шумов и в различных секторах углов.

Таблица 1

Оценка чувствительности методов оценивания угловой координаты к уровню шумов

СКО шума σ		СКО ошибок оценивания координат			
При обучении	При приеме сигнала	σ_M в секторе $40^\circ \pm 2.2^\circ$	σ_M в секторе $40^\circ \pm 4.4^\circ$	σ_{NC} в секторе $40^\circ \pm 2.2^\circ$	σ_{NC} в секторе $40^\circ \pm 4.4^\circ$
0.00	0.01	0.0045	0.0305	0.0036	0.0044
	0.03	0.0047	0.0309	0.0042	0.0108
	0.05	0.0051	0.0315	0.00135	0.0170
	0.10	0.0073	0.0341	0.0236	0.0287
0.01	0.01	0.0045	0.0306	0.0032	0.0037
	0.03	0.0049	0.0312	0.0074	0.0083
	0.05	0.0050	0.0317	0.0180	0.0176
	0.10	0.0074	0.0340	0.0456	0.0535
0.02	0.01	0.0045	0.0306	0.0032	0.0037
	0.03	0.0049	0.0312	0.0074	0.0083
	0.05	0.0050	0.0317	0.0180	0.0176
	0.10	0.0074	0.0340	0.0456	0.0535
0.03	0.01	0.0044	0.0305	0.0037	0.0039
	0.03	0.0048	0.0312	0.0049	0.0058
	0.05	0.0054	0.0319	0.0076	0.0094
	0.10	0.0072	0.0335	0.0137	0.0188
0.05	0.01	0.0045	0.0305	0.0043	0.0036
	0.03	0.0048	0.0311	0.0051	0.0050
	0.05	0.0052	0.0317	0.0103	0.0099
	0.10	0.0069	0.0336	0.0173	0.0169
0.10	0.01	0.0044	0.0304	0.0059	0.0057
	0.03	0.0047	0.0310	0.0062	0.0062
	0.05	0.0054	0.0321	0.0072	0.0073
	0.10	0.0073	0.0338	0.0109	0.0114
0.20	0.01	0.0117	0.0388	0.0192	0.0243

Из анализа представленных данных могут быть сделаны следующие выводы.

1 Обучение НС следует выполнять с подмешиванием шумов.

2 Моноимпульсный метод более устойчив к воздействию шума в секторе $40^\circ \pm 2.2^\circ$ по сравнению с предлагаемым нейросетевым методом. Этот сектор и является рабочим сектором моноимпульсного метода.

3 Нейросетевой метод измерения угловых координат обеспечивает практически равномерное распределение точности получаемых оценок в более широком угловом секторе. Это позволяет расширить область оценивания координат в два раза при некотором снижении точности получаемых оценок по сравнению с моноимпульсным методом.

4 Наилучшая точность оценок предлагаемым методом достигается, если уровень шума в процессе использования НС соответствует уровню шума при обучении. Это позволяет рассматривать создание нейросетевых измерителей, коэффициенты которых перезагружают с учетом действующего уровня шума.

5 Предлагаемый нейросетевой метод целесообразно использовать для двухкоординатного оценивания, поскольку по сравнению с моноимпульсным методом нейронная сеть обеспечит сохранение точности оценивания при смещении цели в двух координатных плоскостях относительно РСН.

Последний вывод подтверждают результаты на рисунках 8 и 9. На рисунке 8 приведена поверхность СКО ошибок оценивания координат объекта четырьмя лучами моноимпульсной группы плоской приемной ЦАР, состоящей из 32×32 антенных элементов, а на рисунке 9 – при помощи нейронной сети с двумя выходами, сигналы которых определяют направление на цель в пространстве. Результаты на данных рисунках соответствуют отношению сигнал/шум, равному 12,2 дБ.

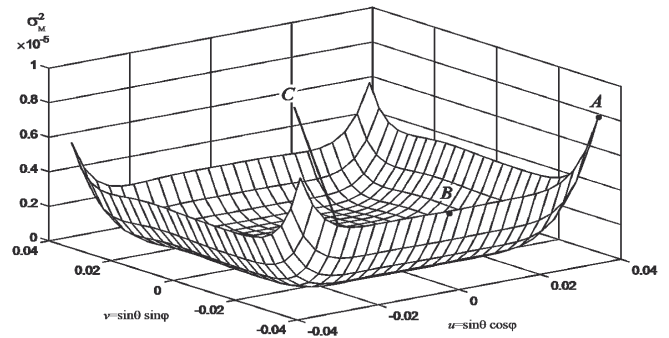


Рис. 8. СКО ошибок оценивания направляющих косинусов системой из четырех лучей моноимпульсной группы на фоне шумов (точка А – максимальное значение СКО при отклонении цели в двух плоскостях относительно РСН, точка В – при отклонении цели в одной плоскости, точка С – при совпадении РСН с направлением на цель)

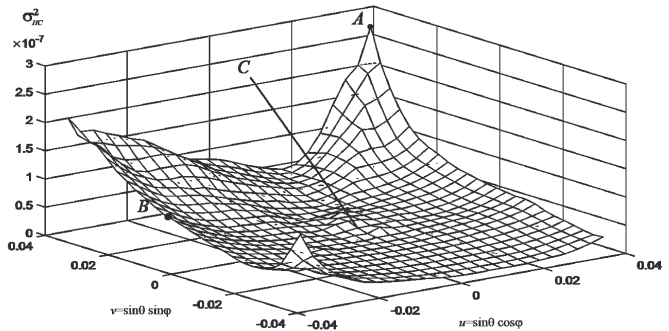


Рис. 9. СКО ошибок оценивания направляющих косинусов при помощи НС с двумя выходами на фоне шумов (точка А – максимальное значение СКО при отклонении цели в двух плоскостях относительно РСН, точка В – при отклонении цели в одной плоскости, точка С – при совпадении РСН с направлением на цель)

Из анализа результатов на рисунке 8 следует, что рост погрешности измерений в плоскости, проходящей через точки B и C , в случае плоской ЦАР согласуется с кривой 3 на рисунке 7 для линейной ЦАР. Точка A при реализации моноимпульсного метода выходит за границы рабочей области моноимпульсного метода. Как следует из рисунка 9, максимальная погрешность измерения координат предлагаемым методом в точке A оказывается ниже, чем погрешность измерений моноимпульсным методом в точке B . Это позволяет применять предлагаемый метод не только в линейных но и плоских ЦАР с более редким размещением моноимпульсных групп лучей.

Из рисунка 3 следует, что выходные сигналы первых двух измерительных каналов соответствуют лучам моноимпульсной группы. Это позволяет совместить оценивание угловых координат предлагаемым и моноимпульсным методом. Комбинирование различных методов в процессе измерений на практике может быть использовано для повышения точности измерений.

Заключение

Предложенный нейросетевой измеритель угловых координат радиолокационных целей обеспечивает измерение угловых координат на фоне шумов в угловом секторе, занимаемом лучами измерительных каналов. Этот сектор в случае линейной ЦАР в два раза шире, чем при использовании моноимпульсного метода. Предлагаемый метод может быть использован в комбинации с моноимпульсным методом. Предлагаемый метод несложно модифицировать и использовать в двухкоординатных измерителях угловых координат.

Доказанная теорема о формировании ДН ЦАР при помощи нейронной сети доказывает возможность представления диаграммообразующей схемы ЦАР в виде линейного персептрона, использующего действительную арифметику. При этом линейный персептрон может быть включен в процесс обучения рассматриваемой НС, состоящей из линейного персептрона и многослойного персептрона. В результате обучения НС на выходе линейного персептрона формируются ДН измерительных каналов, положение фазового центра которых подчиняется следствиям из доказанной теоремы.

Литература

1. Федоров В.К., Андреев И.В. Журнал «Качество и жизнь», раздел «Информатика и вычислительная техника». 2015. №3(7). С. 64-67.
2. Справочник по радиолокации / под ред. М.И. Скольника. Пер. с англ. под общей редакцией В.С. Вербы. В 2 книгах. Книга 2. М.: Техносфера, 2015. 680 с.
3. Klemm R. Principles of space-time adaptive processing, 3rd ed., IEE Press: London, 2003, pp. 200-240.
4. Коновалов А.А. Основы траекторной обработки радиолокационной информации. Ч.1. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2013. 164 с.
5. Коростелев А.А., Ключев Н.Ф., Мельник Ю.А. и др. Теоретические основы радиолокации / Под ред. В.Е. Дулевича. М.: Сов. радио, 1978. 608 с.
6. Ратынский М.В., Порсев В.И. Моноимпульсная пеленгация в РЛС с цифровыми ФАР / Под ред. В.И. Порсева. М.: Радиотехника, 2019. 160 с.
7. Леонов А.И., Фомичев К.И. Моноимпульсная радиолокация. М.: Радио и связь, 1984. 312 с.
8. Джисоев А.Л., Омельчук И.С., Фоминченко Г.Л., Фоминченко Г.Г., Яковленко В.В. Патент РФ № 2583849, приор. 13.04.2015, Опубликовано 10.05.2016, Бюл. № 13.
9. Татузов А.Л. Нейросетевая обработка радиолокационной информации // Доклады 4-й международной научной конференции по цифровой обработке сигналов «DSPA-2002», 2002. М.: Изд-во НТОРЭС им. А.С. Попова, 2002. С. 76. <http://autex.spb.ru>.
10. Татузов А.Л. Нейронные сети в задачах радиолокации. М.: Радиотехника, 2009. 432 с.
11. Григорьев Л.Н. Цифровое формирование диаграммы направленности в фазированных антенных решетках. М.: Радиотехника. 2010. 144 с.
12. Николенко С.И., Кадурич А.А., Архангельская Е.О. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2018. 480 с.
13. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. СПб.: Наука и техника, 2003. 384 с.
14. Шацкий Н.В. Алгоритм оценки характеристик направленности антенной решетки с электрическим сканированием в системе координат наблюдения // «Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт». 2021. №10. С. 4-10.
15. Шацкий Н.В., Ходатаев Н.А. Метод определения направления на цель цифровой антенной решеткой моноимпульсной радиолокационной станции // «Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт», 2021. №12. С. 4-10.

NEURAL NETWORK METHOD FOR ESTIMATING THE ANGULAR COORDINATES OF RADAR TARGETS IN A DIGITAL ANTENNA ARRAY

Nikolay V. Shatsky, *Mints Radio-Technical Institute (RTI), Moscow, Russia,*
nshatsky@rti-mints.ru

Abstract

A neural network method for measuring angular coordinates is proposed, which consists in combining a neural network with a diagram-forming scheme of a digital antenna array and forming a signal corresponding to the angular position of the target at the output of the neural network. A theorem is formulated that the output of the first layer of the proposed neural network generates signals corresponding to the beam patterns of the receiving channels of the digital antenna array. Using the example of a linear digital antenna array, the monopulse method for measuring angular coordinates is compared with the proposed neural network method. It is established that the training of the neural network should be carried out with the addition of noise, and training examples should be formed within the sector of angles occupied by the rays of the measuring channels. It is shown that the proposed method is able to compete with the monopulse method in the width of the angular sector, in which it is possible to estimate the angular coordinates and allows measuring the angular coordinates for non-identical beams of the monopulse group.

Keywords: *measurement of angular coordinates, digital antenna array, diagram-forming scheme, neural network, linear perceptron, multilayer perceptron, monopulse radar*

References

1. V. K. Fedorov, I. V. Andreev (2015). Journal "Quality and Life", section "Computer Science and Computer Engineering". No. 3(7), pp. 64-67.
2. Handbook of radar / ed. by M. I. Skolnik. In 2 books. Book 2. Moscow: Technosphere, 2015. 680 p.
3. R. Klemm (2003). Principles of space-time adaptive processing, 3rd ed., IEE Press: London, pp. 200-240.
4. A. A. Konovalov (2013). Fundamentals of trajectory processing of radar information. Part I. St. Petersburg: Publishing House of SPbGETU "LETI". 164 p.
5. A. A. Korostelev, N. F. Klyuev, Yu. A. Melnik and others (1978). Theoretical foundations of radar / Ed. by V. E. Dulevich. Moscow: Sov. radio. 608 p.
6. M. V. Ratynski, V. I. Porsev (2019). Monopulse direction finding radar with digital phased arrays / ed by V.I. Porsev. Moscow: Radiotekhnika. 160 p.
7. A. I. Leonov, K. I. Fomichev (1984). Monopulse radar. Moscow: Radio and communications. 312 p.
8. Dzhioev A. L., I. Omelchuk S., Fominenko G. L., Fominenko G, Yakovlenko V.V. Patent Ru No. 2583849, prior. 13.04.2015, Published On 10.05.2016, Bull. No. 13.
9. A. L. Tatuzov (2002). Neural network processing of radar information. *Reports of the 4th International Scientific Conference on Digital Signal Processing "DSPA-2002"*, Moscow: Publishing House of NTORES named after A. S. Popov, p. 76. <http://autex.spb.ru>.
10. A. L. Tatuzov (2009). Neural networks in radar problems. Moscow: Radiotekhnika. 432 p.
11. L. N. Grigoriev (2010). Digital formation of the directional pattern in phased antenna arrays. Moscow: Radiotekhnika. 144 p.
12. S. I. Nikolenko, A. A. Kadurin, E. O. Arkhangelskaya (2018). Deep learning. St. Petersburg: Peter. 480 p.
13. A. V. Nazarov, A. I. Loskutov (2003). Neural network algorithms for forecasting and optimizing systems. St. Petersburg: Nauka i tekhnika. 384 p.
14. N. V. Shatskiy (2021). Algorithm for evaluating the directional characteristics of an antenna array with electric scanning in the observation coordinate system. *T-Comm*, vol. 15, no. 10, pp. 4-10.
15. N. V. Shatskiy, N. A. Hodataev (2021). Method for determining the target direction of a digital antenna GRID OF A MONOPULSE radar station. *T-Comm*, vol. 15, no. 12, pp. 4-10.