

Модель нейронной схемы формирования изображения для ФПУ с микросканированием

С. И. Жегалов

Статья является развитием градиентного подхода с нейронной схемой в качестве формирователя изображения для ФПУ с микросканированием. В рассматриваемой модели широко используется метод наименьших квадратов (МНК). Данная МНК-модель обеспечивает оценку вариантов обработки на основе сопоставления градиентов сигналов и матриц неизвестных, соответствующих формируемому изображению. Модель включает сопоставление градиентов сигналов и неизвестных, систему линейных уравнений относительно неизвестных, соответствующую системе нейронную схему; традиционное решение системы используется для формирования критерия останковки нейронной схемы.

Ключевые слова: метод наименьших квадратов, МНК, формирование, изображение, фотоприемное устройство, ФПУ, микросканирование, градиенты, система линейных уравнений, нейронная схема.

Ссылка: Жегалов С. И. // Прикладная физика. 2019. № 1. С. 59.

Reference: S. I. Zhegalov, Prikl. Fiz., No. 1, 59 (2019).

Введение

Существующие неоднородности матричных фотоприемных устройств инфракрасного диапазона могут существенно исказить воспроизводимую картину сцены. Данная работа рассматривает метод коррекции неоднородностей и дефектов, который является развитием градиентного подхода [1] с нейронной схемой [2, 3] в качестве формирователя изображения для фотоприемного устройства (ФПУ) с микросканированием (см. рис. 1).

В указанном подходе микросканер и блок обработки являются средством устранения шумов, возникающих из-за неоднородности и дефектов ФПУ. Ситуация аналогична с шенноновской моделью передачи информации по шумящему каналу «кодер–шумящий канал–декодер», где подбор связанной пары «кодер–декодер» обеспечивает эффективное снижение шума. В нашем случае кодер – микросканер, шумящий канал – ФПУ, декодер – обработка (формирование и объединение градиентов). Связанную пару образуют микросканирование и градиентная обработка.

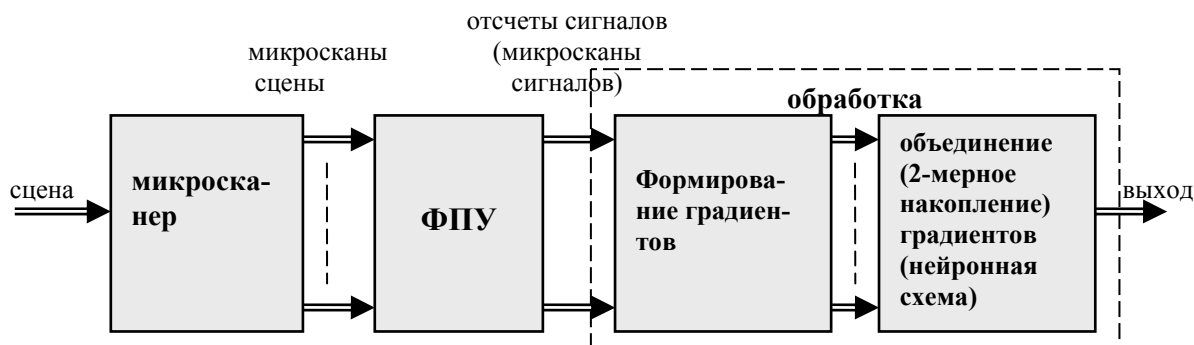


Рис. 1. Общая схема формирования изображения для ФПУ с микросканированием.

Жегалов Станислав Иванович, гл. спец., к.т.н.
 АО «НПО «Орион».
 Россия, 111538, Москва, ул. Косинская, 9.
 E-mail: orion@orion-ig.ru

Статья поступила в редакцию 24 января 2019 г.

© Жегалов С. И., 2019

Постановка работы

Шенноновская модель основывается на временной избыточности, т. е. по каналу передаются избыточные символы. В нашей схеме также используется избыточность, но не временная, а присутствующая в сигналах сцены. Её иллюстрирует линейная связность близкорасположенных элементов (рис. 1) [4].

Схема с использованием калибрующих сигналов (двухточечная коррекция) использует временную избыточность. Методы коррекции по сцене [4], без какого-либо преобразования сцены перед ФПУ, основываются только на избыточности сцены. Качество методов не дотягивает до двухточечной коррекции, и логично рассматривать использование преобразования сцены микросканером.

В шенноновской модели есть т.н. задержка декодирования, связанная с интервалом влияния вводимой избыточности.

Эквивалентом задержки в градиентном подходе является то, что очередной кадр изображения

формируется на основании нескольких кадров с выхода микросканера. При этом возникает шум микросканирования [3]. Практический метод коррекции этого шума описан в следующем разделе.

Градиентный подход позволил построить вначале последовательную [1], а затем параллельную [2, 3] нейронную схему формирования изображения, состоящую из матрицы связанных сумматоров, последовательно осуществляющих одну и ту же операцию в процессе формирования каждого кадра изображения.

В рассматриваемой модели широко используется метод наименьших квадратов (МНК), поэтому в дальнейшем будем её называть МНК-моделью.

Процесс, представленный на рис. 2, выглядит как последовательное проявление изображения [2], причём с быстрым улучшением вначале и последующим замедляющимся улучшением по мере приближения к некоторому пределу качества изображения (обычные показатели качества [3] – коэффициент корреляции и СКО).

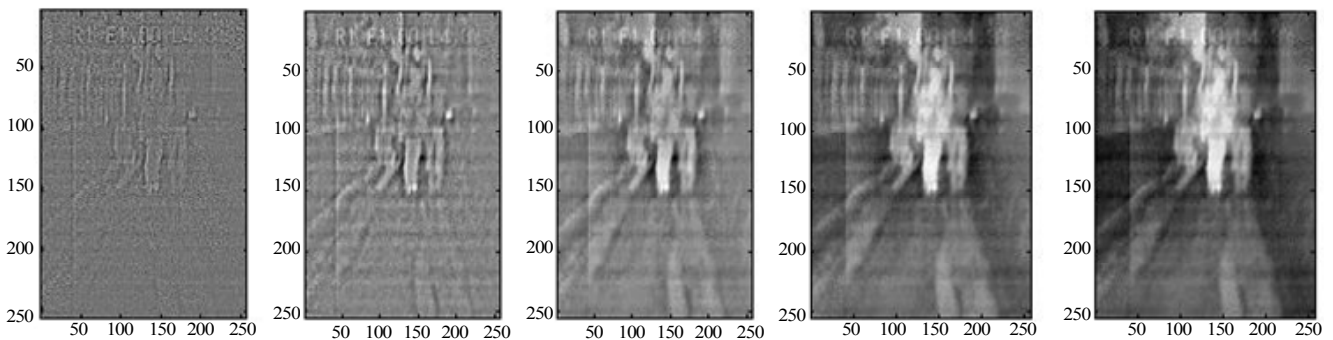


Рис. 2. Улучшение изображения с числом итераций: 3, 25, 256, 2560, 10000.

Ниже в МНК-модели предел оценен, его определение одновременно является и способом формирования изображения.

Заметим, что МНК-модель перекликается с работой [5] в том, что нейронная сеть может быть объяснена задачей оптимизации.

Коррекция шума микросканирования

Замысел состоит в следующем.

Элементом шума микросканирования в градиенте (см. формулу (2) в работе [2]) является компонента $A_{n,m} \times dP_{n+,m+}(\tau)$, где $A_{n,m}$ – чувствительность элемента фотоприемного устройства; $dP_{n+,m+}(\tau)$ – изменение потока основного микроскана на элементе $(n+, m+)$ за период τ , после которого участок сцены $(n+, m+)$ попадает на элемент (n, m) , один из микросканов в цикле микросканирования принимается за основной.

Дисперсия этой компоненты $\sigma^2(A_{n,m} dP_{n+,m+}(\tau))$ представляет составляющую часть общей дисперсии ошибки (более подробно описанной ниже), а именно,

$$\sigma^2(dE_{n,m/n+,m+}) = \sigma^2(A_{n,m} \times dP_{n,m/n+,m+}) + \sigma^2(A_{n,m} \times dP_{n+,m+}(\tau)) + 2\sigma^2(SH_{n,m}).$$

Так как величина $dP_{n+,m+}(\tau)$ колеблется около нуля, то очевидно, что с ее уменьшением уменьшается и вклад дисперсии $\sigma^2(A_{n,m} \times dP_{n+,m+}(\tau))$ в общую дисперсию ошибки.

Корректор входных сигналов уменьшает влияние компоненты $A_{n,m} \times dP_{n+,m+}(\tau)$ на градиенты за счет вычитания из входных кадров оценки изменения сцены от кадра к кадру. Оценка берется

из линейной аппроксимации, принятой в предположении, что изменение значения сигнала на элементе (пикселе) фотоприемного устройства в течение ближайших кадров близко к линейной зависимости.

Хотя все участвующие в коррекции величины содержат шум (неоднородность, влияние дефектов и временной шум, и корректирующее воздействие содержит шум), однако линейность обработки, а также отсутствие умножений (делений) случайных величин приводят к убыванию роли шума за счет сложений шумовых компонент.

Техническую сущность коррекции входных сигналов поясним на примере, взятом из работы [6]. Микросканер осуществляет пятипозиционную траекторию микросканирования: 4-м очередным сдвигам изображения сцены относительно матрицы фотоприемного устройства на пиксел – вправо, вниз, влево и вверх – соответствуют 4 очередных сдвиговых кадра изображения с выхода фотоприемного устройства, а также бессдвиговой кадр, когда сцена проецируется на фотоприемное устройство без сдвига. Получение этих очередных 5 кадров назовем циклом микросканирования.

По пяти кадрам формируются очередные 4 градиентных кадра как попиксельные разности очередных 4-х скорректированных сдвиговых кадров относительно скорректированного бессдвигового кадра.

Обозначим через $S(i)$, $SL(i)$, $SV(i)$, $SP(i)$, $SN(i)$, $S(i+1)$, ... последовательность кадров очередного цикла, например, i -го цикла микросканирования, где введены обозначения:

- $S(i)$ – бессдвиговой кадр;
- $SL(i)$ – сдвинутый влево кадр цикла;
- $SV(i)$ – сдвинутый вверх кадр;
- $SP(i)$ – сдвинутый вправо кадр;
- $SN(i)$ – сдвинутый вниз кадр;
- $S(i+1)$ – бессдвиговой кадр $i+1$ -го цикла микросканирования.

Формируется разность бессдвиговых кадров:

$$dS(i+1,i) = S(i+1) - S(i).$$

Формируются скорректированные входные кадры очередного цикла,

$$\begin{aligned} S^K(i) &= S(i); \\ SL^K(i) &= SL(i) - dS(i+1,i) \times 0,2; \\ SV^K(i) &= SV(i) - dS(i+1,i) \times 0,4; \\ SP^K(i) &= SP(i) - dS(i+1,i) \times 0,6; \\ SN^K(i) &= SN(i) - dS(i+1,i) \times 0,8. \end{aligned}$$

Коэффициенты 0,2, 0,4 и т. д. получаются из линейной аппроксимации (см. выше в разделе).

Формирование выходных кадров цикла осуществляется:

1-го – по результатам накопления градиентов $dSOL(i)$, $dSOV(i)$, $dSOP(i)$, $dSON(i)$, разностей скорректированного бессдвигового кадра и скорректированных сдвиговых кадров;

2-го – по градиентам $dSL0(i)$, $dSLV(i)$, $dSLP(i)$, $dLSN(i)$, разностей скорректированного сдвинутого влево кадра с остальными 4 скорректированными входными кадрами;

и т. п. для 3-го и 4-го кадров,

5-го – по результатам накопления градиентов $dSN0(i)$, $dSNL(i)$, $dSNV(i)$, $dNP(i)$, т. е. разностей скорректированного сдвинутого вниз кадра с остальными.

В качестве инструмента для подтверждения работоспособности и эффективности использовалась полунатурная модель микросканирования с градиентной обработкой изображения [3].

Результаты для кадровой частоты 25 Гц, где шум микросканирования для практических частот максимален, показали прирост качества. Примеры оценок приведены ниже.

Связь МНК-модели и нейронной схемы

Следуя примеру предыдущего раздела, рассмотрим формирование 1-го в цикле выходного кадра, т. е. по результатам накопления градиентов $dSOL(i)$, $dSOV(i)$, $dSOP(i)$, $dSON(i)$, разностей скорректированного бессдвигового кадра и скорректированных сдвиговых кадров. Другие выходные кадры в цикле формируются аналогично, меняется только набор исходных данных, поэтому рассмотрение ограничиваем первым кадром.

Обозначим через $P = [p_{n,m}] - N \times M$ – матрицу неизвестных переменных (потоков), идентифицирующих формируемое изображение.

Тогда для набора разностей потоков: $dPL = P - PL$, $dPV = P - PV$, $dPP = P - PP$, $dPN = P - PN$, соответствующих сдвигам массива P влево на пиксел, вверх, вправо, вниз, и соответствующих сигнальных разностей dSL , dSV , dSP , dSN (индекс i без потери общности можно опустить, как и символ «0» в обозначении сигнальных разностей), исходя из правдоподобия разностей потоков и разностей сигналов, запишем сумму квадратов разностей неизвестных потоков и сигнальных разностей в виде выражения:

$$\begin{aligned} & [dPL - dSL]^2 + [dPV - dSV]^2 + \\ & + [dPP - dSP]^2 + [dPN - dSN]^2, \end{aligned}$$

продифференцировав которую по $N \times M$ потокам, получим систему $N \times M$ линейных уравнений:

$$\begin{aligned} 4 \times P_{1,1} - 2 \times P_{1,2} - 2 \times P_{2,1} = \\ = dSL_{1,1} + dSV_{1,1} - dSP_{1,2} - dSN_{2,1}, \end{aligned}$$

уравнение для элемента $P_{1,1}$ левом верхнем углу матрицы, выражение «для элемента» здесь и далее означает, что этот элемент в системе уравнений присутствует только в этом уравнении;

$$\begin{aligned} 6 \times P_{1,m} - 2 \times P_{1,m+1} - 2 \times P_{1+1,m} - 2 \times P_{1,m-1} = \\ = dSL_{1,m} + dSV_{1,m} + dSP_{1,m} - dSP_{1,m+1} - \\ - dSN_{1+1,m} - dSL_{1,m-1}, \end{aligned}$$

$(M - 2)$ уравнения для элементов в верхней строке, кроме угловых;

$$\begin{aligned} 4 \times P_{1,M} - 2 \times P_{2,M} - 2 \times P_{1,M-1} = \\ = dSV_{1,M} + dSP_{1,M} - dSN_{2,M} - dSL_{1,M-1}, \end{aligned}$$

уравнение для элемента в правом верхнем углу;

$$\begin{aligned} 8 \times P_{n,1} - 2 \times P_{n,2} - 2 \times P_{n+1,1} - 2 \times P_{n-1,1} = \\ = dSL_{n,1} + dSV_{n,1} + dSN_{n,1} - dSP_{n,2} - \\ - dSN_{n+1,1} - dSV_{n-1,1}, \end{aligned}$$

$(N - 2)$ уравнения для элементов в левом крайнем столбце, кроме угловых;

$$\begin{aligned} 8 \times P_{n,m} - 2 \times P_{n,m+1} - 2 \times P_{n+1,m} - 2 \times P_{n,m-1} - \\ - 2 \times P_{n-1,m} = dSL_{n,m} + dSV_{n,m} + dSP_{n,m} + \\ + dSN_{n,m} - dSP_{n,m+1} - dSN_{n+1,m} - \\ - dSL_{n,m-1} - dSV_{n-1,m}, \end{aligned}$$

$(N - 2) \times (M - 2)$ уравнений для элементов (центральных), не примыкающих к краям матрицы; и т. д. для $(N - 2)$ элементов правого крайнего столбца (кроме угловых) и M элементов в нижней строке матрицы.

Можно видеть, что уравнения для краевых элементов получаются из уравнения для центральных элементов – общего уравнения – подстановкой нужных значений индексов и удалением слагаемых, у которых значения индексов выходят за пределы $1 \div N$, $1 \div M$.

Сопоставляя уравнение для центрального элемента и схему сумматора (нейрона) на рис. 4 из работы [2], можно убедиться, что сумматор собирает потоки с соседних элементов с учетом градиентов сигналов, что соответствует уравнению цен-

трального элемента, если слева оставить $8 \times P_{n,m}$, а в правую часть перенести все остальные члены уравнения. Аналогично можно проделать сопоставления всех уравнений системы.

Тогда $N \times M$ уравнениям системы соответствуют $N \times M$ сумматоров нейронной схемы. Следующие итерации суммирования нейронной схемы последовательно приближают состояние сумматоров к решению системы уравнений, полученной дифференцированием суммы квадратов разностей неизвестных потоков и соответствующих сигнальных разностей.

Этот результат подтверждается моделированием на полунатурной модели [3]. По одним и тем же данным находились решения нейронной схемой и традиционным методом, т. е. решением системы уравнений.

Для анализа традиционного решения систему уравнений представим в виде,

$$MK \times P = dS \quad (1)$$

где $MK - (N \times M) \times (N \times M)$ – матрица коэффициентов, на главной диагонали которой стоят коэффициенты из уравнений при первой (в уравнениях) переменной: 4, 6, ..., 4, 6, 8, ..., 8, 6, ..., 6, 8, ..., 8, 6, 4, 6, ..., 4; примыкающие к главной диагонали (сверху и снизу) диагонали содержат значение -2 ; еще на 2-х диагоналях, расположенных сверху и снизу от главной на M позиций, стоит значение -2 ; в формуле (1) P – одномерный массив $N \times M$ переменных, в котором $N \times M$ переменных одноименной матрицы P представлены в порядке слева-направо по матрице и сверху-вниз; dS – одномерный массив $N \times M$ констант, каждая из которых является суммой констант соответствующего уравнения.

Заметим, что матрица коэффициентов MK является линейно зависимой, т. е. сумма строк равна нулевой строке, аналогично – для столбцов (матрица симметрическая).

Причина линейной зависимости – рассматриваются сопоставления элементов матрицы неизвестных, когда характеристики одного выражаются через характеристики соседних элементов, и тогда один элемент всегда остается не определенным. Более подробно это описано в работе [4] в ситуации с микросканированием, где в системе уравнений не определена пара характеристик одного элемента – смещение и усиление.

Но так как искомым является изображение, а его формирование инвариантно относительно принятых произвольно характеристик одного (любого) элемента, то поток одного любого элемента

может быть положен равным любой константе, для удобства – нулю.

Система (1) разрешается традиционным способом – методом исключения переменных (метод Гаусса), когда на первом этапе за $(N \times M - 1)$ шагов матрица MK преобразуется в верхнюю треугольную – матрицу MKD (соответственно пересчитываются и значения dS) – это прямой ход решения, а затем – на обратном ходе, от последнего элемента к первому, последовательно определяются значения неизвестных. Причем вырожденность матрицы проявляется на прямом ходе тем, что последний на главной диагонали элемент треугольной матрицы на $(N \times M - 1)$ шаге прямого хода становится равным нулю. Соответственно на первом шаге обратного хода последняя переменная $P_{N,M}$ полагается равной нулю.

Предварительно, перед решением системы (1), была осуществлена проверка условий существования решения. Полагалось $P_{1,1} = 0$, затем последовательно (слева-направо) для неизвестных первой строки $P_{1,m}$, $m = 2, \dots, M$ показывалось существование линейной формы для выражения неизвестных первой строки через неизвестные второй строки. Затем – переменных 2-й строки (справа-налево) – через переменные 3-й строки, и т. д. до выражения переменных предпоследней

строки через переменные последней. Причем известность одной, а именно, первой переменной, обеспечивала выражение в линейной форме неизвестных каждой строки через не больше, чем $M - 1$ неизвестных последующей строки, и в конечном итоге – последовательное выражение неизвестных последней строки через одну переменную, для которой получается уравнение, содержащее кроме нее только константы. Обратный ход рассуждений сродни обратному ходу для метода Гаусса.

Расчеты по разработанному алгоритму контролировались сопоставлением результатов с использованием стандартной процедуры системы MatLab, причём получались одинаковые результаты. Далее эти результаты сопоставлялись с результатами нейронной схемы. В конечном итоге, проверки заканчивались в модели сопоставлением входных с выходными кадрами.

В таблице на примере матрицы 64×64 для трех сцен иллюстрируется процесс сходимости решения нейронной схемы к решению традиционным методом. Под сценой понимается 5 кадров очередного цикла микросканирования. Последующий, т. е. бессдвиговый кадр следующего цикла используется для коррекции шума микросканирования. Кадровая частота принята в 25 Гц, где шум микросканирования наиболее существенен и наглядны результаты его коррекции.

Таблица

Динамика решения нейронной схемы (по коэффициенту корреляции с оригиналом изображения)

	Итерации	400	800	1200	2000	2800	4000	Традиционный метод
Сцена 1	без коррекции шума микросканирования	0,11102	0,19194	0,21304	0,22117	0,22194	0,22202	
	с коррекцией шума	0,65389	0,6988	0,70842	0,7119	0,71222	0,71225	0,6867
Сцена 2	без коррекции шума	0,61917	0,58654	0,57528	0,57061	0,57015	0,5701	
	с коррекцией шума	0,77115	0,78609	0,78796	0,7884	0,78843	0,78843	0,8175
Сцена 3	без коррекции шума	0,84358	0,86875	0,87568	0,87861	0,87867	0,8787	
	с коррекцией шума	0,86695	0,86868	0,86667	0,86551	0,86548	0,86547	0,8731

Сцены подобраны с целью одновременно иллюстрации и вариантов коррекции шума микросканирования. Первая показывает высокий эффект коррекции, вторая – ниже, третья – эффект не заметен.

Превышение для сцены 1 качества решения нейронной схемы над традиционным объясняется следующими факторами: случайным характером процессов; отличием (хотя и незначительным) критерия минимума ошибки от критерия по корреляции; тем, что нейронная схема действует параллельно, а традиционный метод по сути последовательный. Другими словами, сходимость происходит в среднем.

Превышение для сцены 3 варианта без коррекции шума иллюстрирует отклонение от предположения, что коррекция шума микросканирования всегда ведет к улучшению.

Основные положения МНК-модели

Сформулируем основные положения МНК-модели.

Подходящему набору разностей входных кадров (градиентов сигналов) можно сопоставить набор разностей соответствующих этим кадрам матриц неизвестных потоков (градиенты потоков). «Подходящему набору» означает, что существует

выбор из наборов кадров, могущих быть использованными для восстановления изображения. Так, в наборе кадров одного цикла (пример выше) существует 10 различных разностей кадров, они могут быть использованы, как в примере – отдельно по 4 разности для формирования каждого последующего кадра в цикле, так и совместно – 10 разностей, для поиска совместного решения. Возможны «скользящие» схемы, 1-й кадр формируется по 1–5 полученным входным кадрам, 2-й – по 2–6 кадрам и т. д. Возможны комбинации соседних циклов, с учетом «скользяния» и пр. Выбор подходящего набора устанавливает способ обработки.

Дифференцированием соответствующей набору суммы квадратов разностей градиентов сигналов и градиентов неизвестных потоков может быть определена система уравнений для неизвестных.

Для решения системы уравнений строится нейронная схема по правилу: каждому уравнению соответствует один сумматор. Этот сумматор предназначен для формирования значения неизвестного, дифференцированием по которому суммы квадратов это уравнение получено. Связи сумматора определяют остальные составляющие уравнения.

Решение нейронная схема получает некоторым количеством циклов суммирования, причём в каждом цикле каждый сумматор производит одно суммирование.

Критерием для остановки нейронной схемы может быть решение системы традиционным методом, по близости решений – коэффициента корреляции к 1, или же критерием может быть невозрастание коэффициента корреляции между предыдущим и последующим решениями нейронной схемы. Моделирование показывает, что решение нейронной схемы достигает предела улучшения при числе циклов суммирования, соизмеримом с числом неизвестных.

Оценим сложность формирования изображения.

Традиционный метод получает решение за 2 хода, причём с числом шагов на каждом, равным числу переменных. Нейронная схема получает решение за число шагов, соизмеримое с числом неизвестных. Другими словами, оба метода по количеству шагов соизмеримы.

Для обеспечения функционирования нейронная схема требует числа сумматоров по числу неизвестных, а также небольшого и постоянного для каждого сумматора объема оборудования для реализации связей. Традиционный метод требует объема памяти, пропорционального произведению числа неизвестных на больший размер кадра, т. е.,

требования метода по оборудованию здесь выше порядком, чем для нейронной схемы.

Заключение

Рассмотрен метод коррекции неоднородностей и дефектов, который является развитием градиентного подхода с нейронной схемой в качестве формирователя изображения для фотоприемного устройства (ФПУ) с микросканированием. Соответствующая модель использует метод наименьших квадратов (МНК).

МНК-модель сформулирована из сопоставления градиентов принимаемых сигналов с моделью изображения, включая полезный сигнал плюс шумовые воздействия: неоднородность, дефекты, временной шум.

Показано, что МНК-модель, с одной стороны, является средством задания нейронных схем для вариантов обработки, а именно, сопоставление градиентов сигналов и неизвестных дает систему линейных уравнений, по которой строится матрица сумматоров нейронной схемы. С другой стороны, модель обеспечивает оценку возможностей нейронных схем посредством сравнения с традиционным решением соответствующих модели систем линейных уравнений.

Оба способа решения нейронной схемой и традиционным методом – обеспечивают формирование изображения. Нейронная схема формирует, начиная с нулевого состояния, последовательно однотипными итерациями улучшает его, приближая к традиционному решению. Традиционный метод дает сразу конечный результат.

Сложность традиционного решения гораздо выше сложности решения с помощью нейронной схемы, поэтому его использование имеет смысл для определения критериев остановки нейронных схем, т. к. нейронная схема асимптотически улучшает изображение и нуждается в таком критерии.

В целом, сформулированная МНК-модель устанавливает место нейронной схемы, задает структуру и пределы качества ее работы. Модель может быть инструментом для разработки и оценки конкретных схем формирования изображения для ФПУ с микросканированием.

ЛИТЕРАТУРА

1. Жегалов С. И., Соляков В. Н., Фетюхина В. Г. // Прикладная физика. 2011. № 6. С. 149.
2. Жегалов С. И., Соляков В. Н. // Успехи прикладной физики. 2014. Т. 2. № 4. С. 398.
3. Жегалов С. И., Фадеев В. В. // Успехи прикладной физики. 2015. Т. 3. № 6. С. 573.
4. Жегалов С. И., Соляков В. Н., Фетюхина В. Г. // Прикладная физика. 2011. № 2. С. 80

5. Хайкин Саймон. Нейронные сети. – Москва–Санкт-Петербург–Киев: Вильямс, 2006.

6. Жегалов С. И., Гринченко Л. Я. Патент на полезную модель № 169458, зарегистрирован 21.03.2017.

PACS: 85.60.-q

Model of a neural image formation scheme for the FPA with microscanning

S. I. Zhegalov

Orion R&P Association, JSC
9 Kosinskaya str., Moscow, 111538, Russia
E-mail: orion@orion-ir.ru

Received January 24, 2019

The article is a development of the gradient approach with a neural circuit as an imaging device. The OLS-model provides an assessment of processing options based on a comparison of the gradients of signals and matrixes of unknowns, corresponding to the images being formed. The model includes a comparison of signal gradients and unknowns, a system of linear equations for unknowns, a neural scheme corresponding to the system, and a traditional solution of the system for the criterion for stopping the neural scheme.

Keywords: OLS-model, formation, image, microscanning, gradients, system of linear equations, neural scheme.

REFERENCES

1. S. I. Zhegalov, V. N. Solyakov, and V. G. Fetyukhina, Prikl. Fiz., No. 6, 149 (2011).
2. S. I. Zhegalov and V. N. Solyakov, Usp. Prikl. Fiz. **2** (4), 398 (2014).
3. S. I. Zhegalov and V. V. Fadeev, Usp. Prikl. Fiz. **3** (6), 573 (2015).
4. S. I. Zhegalov, V. N. Solyakov, and V. G. Fetyukhina, Prikl. Fiz., No. 2, 80 (2011).
5. Simon Haykin, *Neural Networks* (Williams, Moscow–St. Petersburg–Kiev, 2006) [in Russian].
6. S. I. Zhegalov and L. Ya. Grinchenko, RF Patent No. 169458, March 21, 2017.