

УДК 621.384.3

Нейронная схема формирования изображения для ФПУ с микросканированием

С. И. Жегалов, В. Н. Соляков

Рассматривается нейронная схема формирования изображения для ФПУ с микросканированием. Нейронная схема реализует градиентный метод обработки и обеспечивает распараллеливание процесса формирования изображения. Схема обеспечивает коррекцию неоднородности сигналов и устранение влияния дефектных элементов. Нейронная схема улучшает качество изображения и повышает скорость обработки. Однородность схемы и вычислительных операций обеспечивают простоту реализации

PACS: 85.60.-q

Ключевые слова: нейронная схема, формирование изображения для ФПУ, микросканирование, градиентный метод, двумерное накопление, коррекция неоднородности.

Введение

Коррекция неоднородности и дефектов является основным содержанием обработки сигналов матричных и многорядных фотоприемных устройств (МФПУ), определяющим качество формируемого изображения [1—3, 7—9].

Метод градиентной коррекции [4—6] представляет простую схему формирования скорректированного изображения для МФПУ с микросканированием. Метод обеспечивает коррекцию неоднородности сигналов и исключение влияния дефектных элементов. Неоднородность по смещению устраняется при формировании матриц разностей (градиентов), получаемой вычитанием сигналов МФПУ, соответствующих последовательным микросканам в различных направлениях. Неоднородность по чувствительности устраняется двумерным суммированием (накоплением) градиентов.

Используемая для формирования выходного изображения схема двумерного накопления [3] предполагает назначение нулевого элемента изображения, скорректированный сигнал которого полагается равным нулю, и последовательное определение остальных значений элементов изобра-

жения, на основании уже определенных, через градиенты скорректированных сигналов МФПУ.

Недостатком схемы двумерного накопления с нулевым элементом является остаточная радиальная неоднородность выходного изображения, проявляющаяся в лучах различной яркости, исходящих из нулевого элемента. Повтор двумерного накопления с нулевыми элементами в разных областях изображения и суммированием результатов снижает остаточную неоднородность, но возрастают вычислительная сложность и время обработки.

Условие, что за нулевой может быть принят любой элемент, позволило предположить существование схемы накопления без фиксации какого-либо элемента нулевым.

Такая схема, т. е. без нулевого элемента и с параллельным накоплением градиентов, была предложена и является предметом рассмотрения статьи. Схема идентична схеме [1], ее также следует считать градиентной, отличие состоит в способе накопления градиентов. В работе [1] — последовательный, здесь — параллельный.

Схема формирования изображения

Схема формирования изображения приведена на рис. 1.

Микросканирование состоит в последовательных сдвигах сцены относительно элементов МФПУ в различных направлениях (например, вверх—вниз и влево—вправо). Сдвиг может осуществляться на величину одного шага матрицы или половину шага матрицы МФПУ. В общем случае, шаг и направления сдвига могут быть любыми, но дальнейшее рассмотрение будем вести для схемы сдвига вверх—вниз и влево—вправо.

Жегалов Станислав Иванович, главный специалист¹.
Соляков Владимир Николаевич, гл. научный сотрудник¹, профессор².

¹ОАО «НПО «Орион».

Россия, 111123, Москва, шоссе Энтузиастов, 46/2.

E-mail: orion@orion-ir.ru

²Московский физико-технический институт.

Россия, г. Долгопрудный, Институтский пер., 9.

Статья поступила в редакцию 11 июля 2014.

© Жегалов С. И., Соляков В. Н., 2014



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

Градиенты формируются как попиксельные разности сигналов МФПУ при различных положениях микросканера. Для определенности, один из микросканов полагаем основным, и из него по очереди вычитаем остальные. Для микросканирования по 4 направлениям получаются 5 микросканов, из которых формируются 4 кадра градиентов.

Каждый пиксел всех градиентов содержит 3 аддитивные составляющие:

- информационную (градиент потока сцены);
- геометрический шум (градиент потока сцены, умноженный на отклонение чувствительности пиксела относительно средней чувствительности пикселей);
- временной шум (разность значений временного шума соседних пикселей).

Проявление неоднородности по смещению удаляется при формировании градиентов, т. е. при вычитании микросканов друг из друга. Это вычитание попиксельное, и в каждой разности участвует пара сигналов с одного и того же элемента.

Неоднородность по чувствительности устраняется накоплением градиентов.

Структура накопления градиентов настроена на систему сдвигов сцены и в отсутствие шумов дает истинное значение сцены. Для неизменной сцены понятие истинного значения очевидно, для меняющейся — ее среднее по микросканам.

В присутствии шумов накопление градиентов дает сумму истинного значения сцены и сумму шумов.

Так как шумы не коррелированы с системой сдвигов (значит, и с системой накопления), то результат их накопления случаен, и по мере накоп-

ления значимость шумов убывает в сравнении с истинным значением сцены.

Нейронная схема

Для построения и анализа нейронной схемы использовались результаты [9, 10]. На рис. 2 приведена общая схема нейрона.

В излагаемом методе использованы нейроны с функцией активации, состоящей в умножении сигнала с сумматора на единицу, т. е., выходы нейронов равны выходу сумматоров.

$$S(t) = \sum_{i=1}^n S_i(t) \cdot w_i,$$

где w_i — веса,

n — число входов нейрона.

Нейронная схема блока формирования градиентов достаточна очевидна — это попиксельная разность пар кадров.

Математическая модель нейронной схемы накопления градиентов заключается в следующем.

Формирование из градиентов очередного ($t = 1, 2, \dots$) выходного $S_{it}^K(t)$ кадра изображения осуществляется последовательным выполнением N_{it} итераций, $it = 0, 1, 2, \dots, N_{it}$, it — номер итерации:

– полагается $S_0^K(t) = 0$, значения всех пикселей выходного изображения устанавливаются в 0;

– последовательно, для $it = 1, 2, \dots, N_{it}$, выполняется процедура:

определяется значение каждого элемента (n, m) выходного изображения $S_{it,n,m}^K(t)$ на итерации it , как сумма:

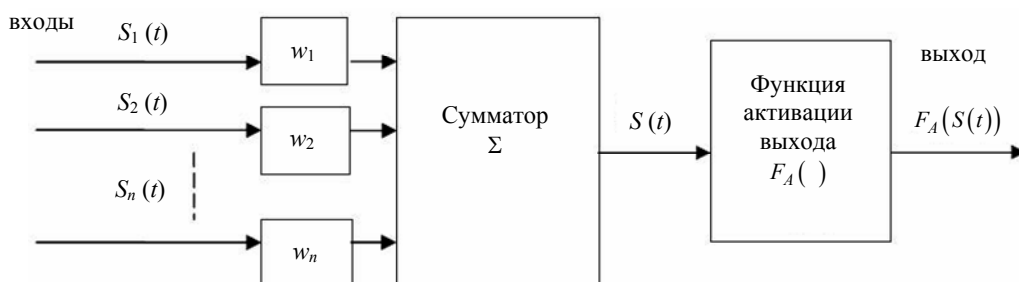


Рис. 2. Общая схема нейрона

$$S_{it;n,m}^K(t) = \frac{1}{V_{\{n+,m+\}}} \times \sum_{\{n+,m+\}} \left[S_{it-1;n+,m+}^K + \frac{1}{2} \cdot (dS_{n,m/n+,m+} - dS_{n+,m+/n,m}) \right], \quad (1)$$

где $\{n+, m+\}$ — множество соседних элементов (n, m) -элемента;
 $V_{\{n+, m+\}}$ — число соседних элементов;
 $dS_{n,m/n+,m+}$ — градиент сигнала по направлению от элемента (n, m) к $(n+, m+)$ -элементу;
 $dS_{n+,m+/n,m}$ — градиент сигнала по направлению от элемента $(n+, m+)$ к (n, m) -элементу.

Соответствующая формуле (1) нейронная схема приведена на рис. 3.

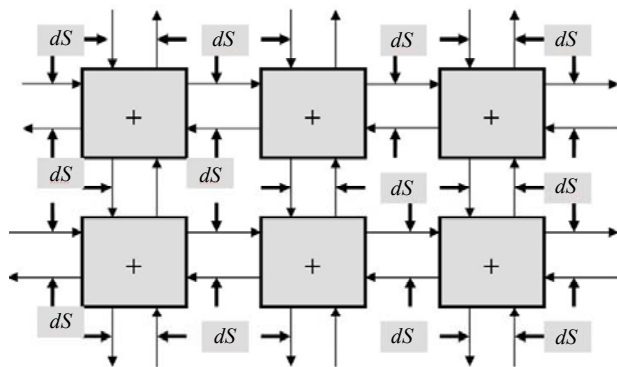


Рис. 3. Нейронная схема накопления

В нейронной схеме накопления задействованы NM нейронов (сумматоров с накоплением), т. е. по одному на каждый элемент выходного изображения. Каждый нейрон организован в соответствии с (1) — по входам связан с выходами нейронов—

соседей по входу и соответствующими градиентами dS , а выход связан со входами нейронов— соседей по выходу и градиентами dS .

Рис. 4 иллюстрирует модифицированную нейронную сеть. Изображен фрагмент нейронной сети — в области (n, m) -элемента.

Сеть построена с учетом приведения (1) к виду,

$$S_{it;n,m}^K(t) = \frac{1}{V_{\{n+,m+\}}} \cdot \sum_{\{n+,m+\}} S_{it-1;n+,m+}^K + dS_{n,m},$$

где величину $dS_{n,m}$ называем градиентом (n, m) -элемента,

$$dS_{n,m} = \frac{1}{V_{\{n+,m+\}}} \cdot \sum_{\{n+,m+\}} \frac{1}{2} \cdot (dS_{n,m/n+,m+} - dS_{n+,m+/n,m}).$$

На рис. 4 числа у связей означают веса входов нейрона.

Разработанная схема накопления обладает необходимыми признаками нейронной сети:

- однородность элементов сети — состоит из сумматоров с весовыми входами;
- однородность связей — структура связей всех сумматоров идентична;
- однородность вычислительного процесса — на каждой итерации выполняются одни и те же операции;
- параллельность вычислений — в каждой итерации задействованы все сумматоры и с каждой итерацией происходит улучшение всех элементов изображения.

Нейронной сетью можно интерпретировать и выполнение двумерного накопления [4]. При этом сохранится однородность элементов, но вычислительный процесс будет последовательным, не распараллеленным.

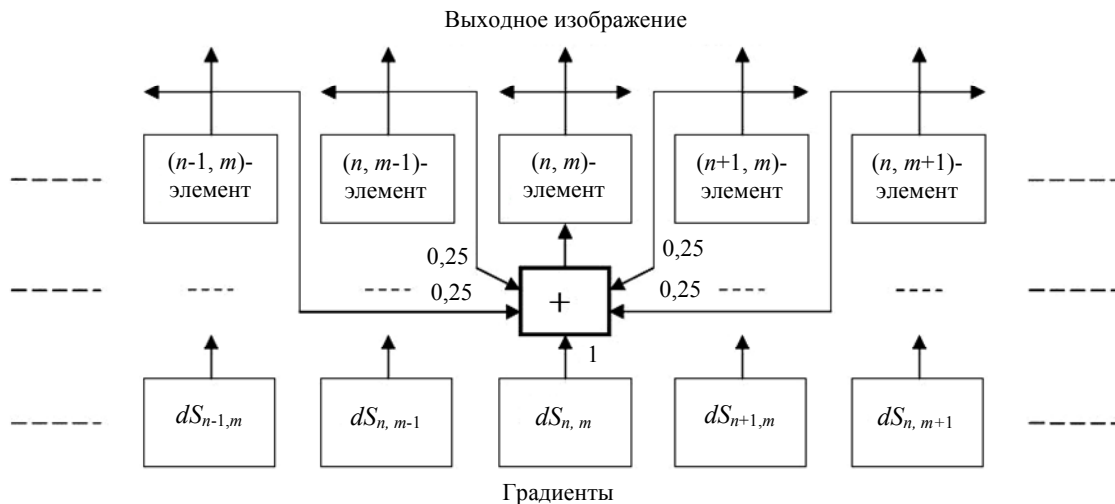


Рис. 4. Модифицированная нейронная сеть

Результаты обработки изображений

По классификационным признакам разработанная нейронная схема является рекуррентной. Рекуррентность присутствует как в структуре сети, так и в процессе построения изображения, а именно, последующая итерация улучшает полученное на предыдущей итерации изображение (рис. 5).

На рис. 6 представлены результаты коррекции сигналов со сканирующего ФПУ 4×288. Оптико-механическая схема обеспечивает два последовательных скана изображения со сдвигом в направлении линейки на половину шага линейки МФПУ. При сканировании выборки сигналов в направлении сканирования проводятся с таким же пространственным периодом. Таким образом, массив отсчетов сигналов формата 576×768 рассматривался как четыре матрицы микросканов формата 288×384. Из этих матриц формировались матрицы градиентов, по которым проводилась процедура коррекции с использованием предложенной в настоящей работе схемы (рис. 6, а) и с использова-

нием ранее предложенной последовательной схемы (рис. 6, б). Для сравнения приведены результаты, полученные с применением традиционной двухточечной коррекции по опорным источникам (рис. 6, в).

Число тактов работы нейронной схемы равно 4608. Корреляция с изображением, полученным с использованием двухточечной коррекции по опорным сигналам, составляет 0,64.

Последовательная схема требует $576 \times 768 = 442368$ тактов, по числу элементов изображения. Корреляция составляет 0,52.

Заключение

Нейронная схема реализует градиентный метод обработки и обеспечивает распараллеливание процесса формирования изображения.

Для градиентного метода на каждый выходной кадр необходимо не менее трех микросканов. Компенсацией избыточности является возможность увеличения разрешающей способности.

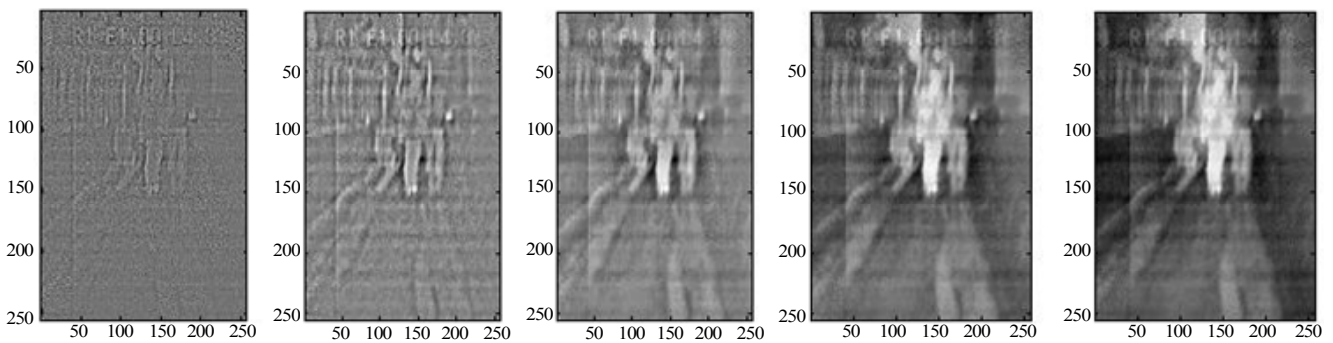


Рис. 5. Улучшение изображения с числом итераций: 3, 25, 256, 2560, 10000

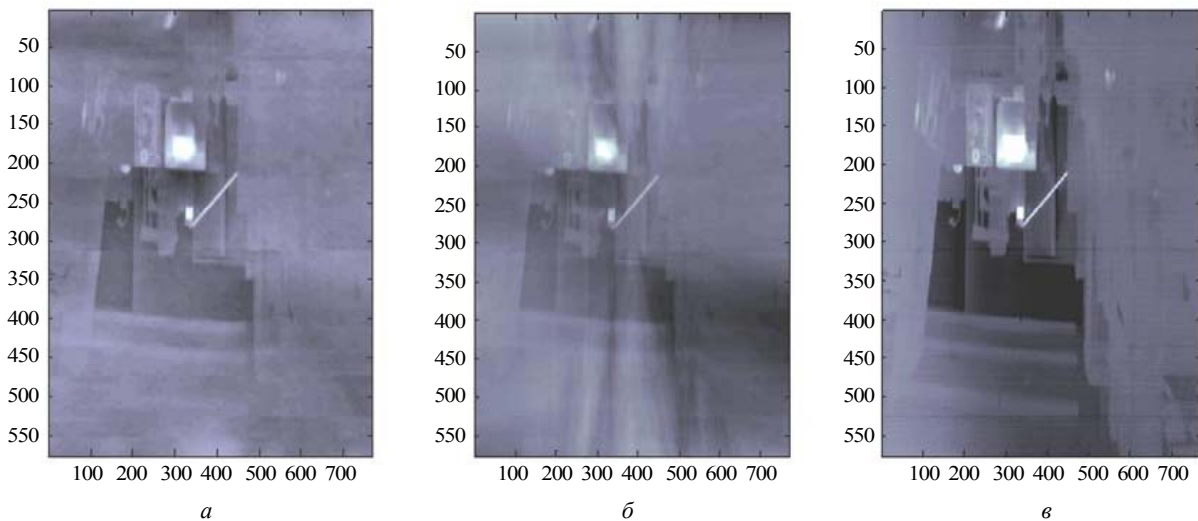


Рис. 6. Коррекция сигналов с ФПУ 4×288:

а — нейронная схема; б — последовательная схема; в — двухточечная коррекция по опорным сигналам

Градиенты формируются из разностей микросканов. Динамический диапазон градиентов не зависит от неоднородности элементов по смещению и соответствует диапазону информационной составляющей сигнала.

Градиентный метод с нейронной схемой накопления обеспечивает монотонное повышение качества с увеличением числа микросканов. Эффективность градиентного метода обеспечивается двумерным накоплением градиентов.

Нейронная схема коррекции неоднородности сигналов МФПУ с микросканированием и с использованием параллельной обработки повышает качество коррекции и быстродействие схемы в сравнении с последовательной схемой, т. е. формированием изображения с последовательным обходом элементов изображения.

Работа выполнена по гранту Президента Российской Федерации НШ-2787.2014.9.

The neural scheme of formation of the image for FPA with microscanning

S. I. Zhegalov¹, V. N. Solyakov^{1,2}

¹Orion Research-and-Production Association,
46/2 Entuziastov shosse, Moscow, 111123, Russia
E-mail: orion@orion-ir.ru

²Moscow Physicotechnical Institute
9 Institutskiy per., Dolgoprudny, Moscow Region, Russia

Received July 11, 2014

The neural scheme of formation of the image for FPA with microscanning is considered. The neural scheme realizes a gradient method of processing and provides parallel process of formation of the image. The scheme provides correction of heterogeneity of signals and elimination of influence of defective units. The neural scheme improves quality of the image and increases speed of processing. Uniformity of the scheme plan and computing operations provide simplicity of realization.

PACS: 85.60.-q

Keywords: neural scheme, formation of the image for FPA, microscanning, gradient method, two-dimension accumulation, non-uniformity correction.

References

1. Scriber D. A. et al., Proc. SPIE **1308**, 224 (1990).
2. Dong Liqun et al., Proc. SPIE **7419**, 7419OY-1 (2009).
3. S. I. Zhegalov, V. N. Solyakov, and V. G. Fetyukhina, Prikladnaya Fizika, No. 2, 80 (2011).
4. S. I. Zhegalov, V. N. Solyakov, and V. G. Fetyukhina, Prikladnaya Fizika, No. 6, 149 (2011).
5. S. I. Zhegalov, A. V. Pigolkina, V. N. Solyakov, et al., in Proc. XXII Intern. Conference on Photoelectronics (NPO Orion, Moscow, 2012), pp. 88—90.
6. S. I. Zhegalov and V. N. Solyakov, in Proc. XXIII Intern. Conference on Photoelectronics (NPO Orion, Moscow, 2014), pp. 191—195.
7. P. A. Kondratov and V. F. Tkachenko, in Proc. XXIII Intern. Conference on Photoelectronics (NPO Orion, Moscow, 2014), pp. 309—313.
8. A. I. Denisov I. G. Denisov, and K. R. Valiev, in Proc. XXIII Intern. Conference on Photoelectronics (NPO Orion, Moscow, 2014), pp. 550—553.
9. Simon Haikin, NEURAL NETWORKS. A Comprehensive Foundation. (Second Edition. Prentice Hall, Inc. New Jersey 07458, 1999; Moscow—St.Petersburg—Kiev, 2006).
10. Bernard Widrow and Samuel Stearns, Adaptive signal processing. (Prentice Hall, Inc. New Jersey 07632, 1985; Radio i Svyaz', Moscow, 1989).

Литература

1. Scriber D.A. et al. // Proc. of SPIE. 1990. V. 1308. P. 224.
2. Dong Liqun et al. // Proc. of SPIE. 2009. V. 7419. P. 7419OY-1
3. Жегалов С. И., Соляков В. Н., Фетюхина В. Г. // Прикладная физика. 2011. № 2. С. 80.
4. Жегалов С. И., Соляков В. Н., Фетюхина В. Г. // Прикладная физика. 2011. № 6. С. 149.
5. Жегалов С. И., Пиголкина А. М., Соляков В. Н. и др. / Тез. докладов XXII Междунар. науч.-техн. конф. по фотоэлектронике и приборам ночного видения. — М.: ФГУП «НПО «Орион». 2012. С. 88.
6. Жегалов С. И., Соляков В. Н. / Тез. докладов XXIII Междунар. науч.-техн. конф. по фотоэлектронике и приборам ночного видения. — М.: ОАО «НПО «Орион». 2014. С. 191.
7. Кондратов П. А., Ткаченко В. Ф. / Тез. докладов XXIII Междунар. науч.-техн. конф. по фотоэлектронике и приборам ночного видения. — М.: ОАО «НПО «Орион». 2014. С. 309.
8. Денисов А. И., Денисов И. Г., Валиев К. Р. / Тез. докладов XXIII Междунар. науч.-техн. конф. по фотоэлектронике и приборам ночного видения. — М.: ОАО «НПО «Орион». 2014. С. 550.
9. Хайкин Саймон. Нейронные сети. Москва—Санкт-Петербург—Киев, 2006.
10. Уиндров Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов. — Москва: РАДИО И СВЯЗЬ, 1989.