УДК 681.518.5 DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-4-28-34

Итерационный алгоритм оценки смещения и угла поворота при влиянии аддитивной и мультипликативной помехи для пространственно-временного совмещения телевизионных сигналов

Р.Р. Диязитдинов[1*], **Н.Н. Васин**[1]

[1]Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики,
Самара, 443010, Российская Федерация
*Адрес для переписки: rinat.diyazitdinov@gmail.com

Информация о статье
Поступила в редакцию 21.09.2020
Принята к публикации 13.10.2020

Ссылка для цитирования: Диязитдинов Р.Р., Васин Н.Н. Итерационный алгоритм оценки смещения и угла поворота при влиянии аддитивной и мультипликативной помехи для пространственно-временного совмещения телевизионных сигналов // Труды учебных заведений связи. 2020. Т. 6. № 4. С. 28–34. DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-4-28-34

Аннотация: *Оценка смещений, угла поворота и других деформаций изображений является актуальной проблемой в интеллектуальных системах видеорегистрации. Одной из основных задач при оценке деформаций изображений является повышение скорости обработки данных. Значительные объемы информации, содержащиеся в телевизионном сигнале, ограничивают возможности использования методов полного перебора, которые представляют собой универсальное решение для оценки неизвестных параметров. В работе рассматривается задача оценки смещения и угла поворота в условиях влияния аддитивной и мультипликативной помехи для пространственно-временного совмещения телевизионных сигналов. Сокращение времени обработки осуществляется за счет использования итерационной процедуры оценки параметров путем последовательного приближения при раздельной оценке угла поворота и смещения.*

Ключевые слова: *итерационный, смещение, поворот, аддитивная и мультипликативная помеха, совмещение, телевизионный сигнал.*

Введение

Поиск телевизионного кадра в потоке видеоданных по известному фрагменту изображения является актуальной задачей для интеллектуальных систем видеорегистрации. Данная задача осложняется несколькими факторами: фрагмент изображения по отношению к записанным видеоданным может характеризоваться неизвестным углом поворота, а также может быть искажен аддитивной и мультипликативной помехой. Для поиска соответствия можно использовать переборные алгоритмы, при которых перебираются все возможные сочетания оцениваемых параметров и по значению метрики (обычно используется максимум коэффициента корреляции) выносится решение о значении параметров, которые позволят совместить фрагмент и анализируемое изображение.

Однако существенным недостатком такого подхода является низкая скорость вычислений. Она связана с процессом формирования сигналов для сравнения и непосредственно с вычислением метрики.

По этой причине предложены методы оценки параметров для совмещения телевизионных сигналов на основе итерационных процедур, которые характеризуются более высокой скоростью вычислений [1–5].

Обзор существующих методов оценки совмещения

В работах [1, 2] предложены методы совмещения для плоскопараллельного смещения. В работах описана процедура обработки, при которой при переходе от точки к точке прямоугольной сетки вектор смещения менялся плавно. Описанные алгоритмы совмещения характеризуются низкой скоростью обработки, что ограничивает область их применения в задачах реального времени.

В работах [3, 4] приведен алгоритм итерационной процедуры. Но данная процедура позволяет оценивать угол поворота не более 15 градусов. При большем значении угла алгоритм будет давать неверную оценку параметров.

В работе [6–8] рассматривается случай плоскопараллельного смещения. Оценка смещения осуществляется за счет переборных методов, а также модифицированного подхода вычисления сверток сигналов на основании преобразования Фурье. Такой подход может быть использован для поиска соответствий, если угол поворота мал. При этом угол практически не влияет на метрику, которая используется для оценки смещения.

В работах [9–12] описан алгоритм совмещения для поиска фотографий в базах данных. Алгоритм основан на предварительном преобразовании изображения из декартовой системы координат в логарифмически-полярную систему координат для оценки поворота и масштаба. Смещение оценивается после учета найденных параметров. Данный способ можно использовать при условии, что смещение мало в сравнении с анализируемым изображением. А фрагмент и анализируемое изображение имеют приблизительно один и тот же размер.

В работе [13] описан подход определения совмещения путем предварительной генерации тестовых образов из фрагмента на основании аффинных преобразований с последующим сравнением тестовых образов и анализируемого изображения.

Особенностями решаемой задачи, в отличие от описанных выше, являются:

– смещение вдоль осей координат велико по отношению к фрагменту;

– угол поворота может быть произвольным;

– аддитивная и мультипликативная помеха может меняться в широком диапазоне (но при условии, что не нарушаются условия линейности – отсутствуют засветки изображения или уменьшения яркости элементов до нуля).

Математическое описание задачи

Изображения могут рассматриваться как двумерные сигналы с равномерным шагом дискретизации.

Параметрическая модель, связывающая между собой совмещаемые изображения, имеет следующий вид:

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) = s(x_i, y_i) + k(x_i, y_i) \\ g(x_i, y_i) = \lambda s(x'_i, y'_i) + \gamma + m(x_i, y_i), \end{cases} \quad (1)$$

где $x'_i = x_i \cdot \cos(\varphi) - y_i \cdot \sin(\varphi) + h$; $y'_i = x_i \cdot \sin(\varphi) + y_i \times \times \cos(\varphi) + p$; $f(x_i, y_i)$, $g(x_i, y_i)$ – совмещаемые изображения; h, p – смещение вдоль оси абсцисс и ординат, соответственно; φ – угол поворота; γ, λ – аддитивная и мультипликативная помеха, соответственно.

Совмещение будет определяться параметрами h, p, φ, γ, λ. Для оценки параметров используется критерий максимума коэффициента корреляции, где θ – это совокупность оцениваемых параметров; N – это количество пикселей изображения:

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}}\big(R(\theta)\big), \quad (2)$$

$$R(\theta) = \frac{(\sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i) \times f(x_i, y_i, \theta))/N - ((\sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i))/N) \times ((\sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i, \theta))/N)}{(\sum_{i=1}^{N} g^2(x_i, y_i) - (\sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i))^2/N)^{1/2} \times (\sum_{i=1}^{N} f^2(x_i, y_i, \theta) - (\sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i, \theta))^2/N)^{1/2}}, \quad (3)$$

$$\theta = \{h, p, \varphi, \lambda, \gamma\}. \quad (4)$$

Оценка угла поворота при влиянии аддитивной и мультипликативной помехи

Если смещение $\{h, p\}$ между фрагментом и анализируемым изображением известно, то оценку угла поворота, аддитивной и мультипликативной помехи можно осуществлять путем предварительного перехода из декартовой системы координат в полярную систему.

В полярной системе координат можно оценить угол поворота φ между двумя изображениями по смещению вдоль оси «угол поворота» (см. рисунок 1). Угол поворота φ будет прямо пропорционален этому смещению.

На рисунке 1а показано анализируемое изображение в декартовой системе координат. На нем выделена область, которая соответствует фрагменту (см. рисунок 1б).

На рисунке 1в показана та же область в полярной системе координат (преобразование в полярную систему проводилось относительно центра области). На рисунке 1г показан фрагмент в полярной системе координат (преобразование в полярную систему проводилось относительно центра фрагмента).

На рисунке 1в выделена область, которая соответствует изображению на рисунке 1г. Смещение вдоль оси «угол поворота» соответствует углу φ.

Критерий максимума коэффициента корреляции не зависит от аддитивной и мультипликативной помехи $\{\lambda, \gamma\}$. Чтобы в этом убедиться, достаточно рассчитать коэффициент корреляции для двух случаев: для векторов (x_i, y_i) и (z_i, y_i), где $z_i = \lambda \times x_i + \gamma$; (x_i, y_i) – произвольные вектора. Расчет показал, что в обоих случаях коэффициент корреляции будет одинаковым.

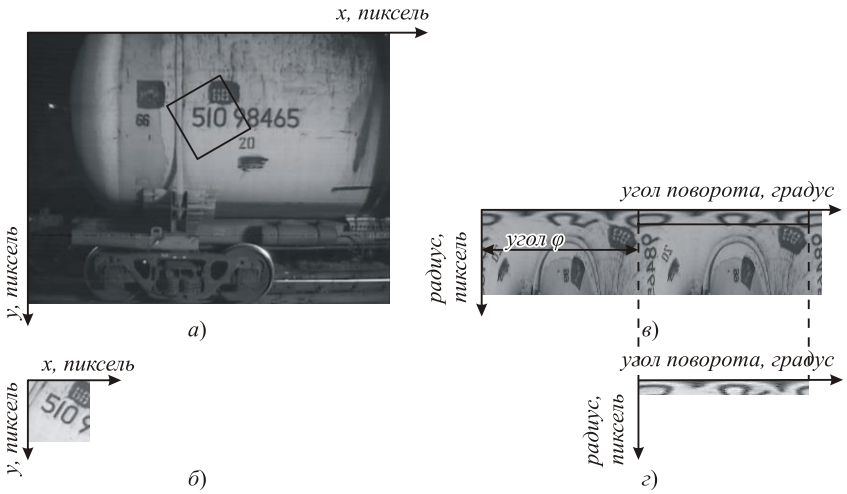

Рис. 1. Переход в полярную систему координат и оценка поворота

Fig. 1. Transformation at Polar Coordinate System and Rotate Estimation

После оценки угла поворота и смещений оцениваются параметры {λ, γ} по методу наименьших квадратов:

$$\langle \hat{\lambda}, \hat{\gamma} \rangle = \underset{\lambda,\gamma}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{N} \left(\lambda f(x_i, y_i, \theta) + \gamma - g(x_i, y_i) \right)^2 \right), \quad (5)$$

$$\hat{\lambda} = \frac{Sg \cdot Sf - N \cdot Sfg}{Sf^2 - N \cdot Ef}, \quad (6)$$

$$\hat{\gamma} = \frac{Sg \cdot Sfg - Sg \cdot Ef}{Sf^2 - N \cdot Ef}, \quad (7)$$

где $Sf = \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i, \theta)$; $Sg = \sum_{i=1}^{N} g(x_i)$; $Sfg = \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i, \theta) \cdot g(x_i)$; $Ef = \sum_{i=1}^{N} f^2(x_i, y_i, \theta)$, $\theta = \{\hat{h}, \hat{p}, \hat{\varphi}\}$, $f(x_i, y_i, \theta)$ – сигнал после преобразования с учетом найденный смещений и угла поворота.

Оценка смещения

В том случае, если смещение неизвестно, то неизвестны и координаты точки на анализируемом изображении, относительно которой можно проводить преобразование из декартовой системы в полярную систему координат, а, следовательно, нельзя оценить угол поворота. Наиболее логичным решением является проверка всех возможных смещений вдоль осей координат, и выбором того смещения, при котором коэффициент корреляции будет максимальным. Однако такой подход требует много процессорного времени.

Для уменьшения времени обработки можно использовать итерационную процедуру. Идея этой процедуры следующая: если выбранное значение смещения близко к действительному значению, то процедура оценки угла поворота даст грубую оценку этого параметра.

Используя грубую оценку угла φ, проводится поворот фрагмента изображения на этот угол. В результате фрагмент и анализируемое изображение будут отличаться только плоскопараллельным смещением {*h*, *p*}. А оценка смещений {*h*, *p*} проводится известными способами [6–8].

Измеренные смещения {*h*, *p*} более точно определяют координаты точки, относительно которой проводится преобразование из декартовой системы в полярную систему координат. После этого этап уточнения угла поворота φ можно повторить. Данная итерационная процедура последовательного приближения позволяет уменьшить количество проверяемых смещений, тем самым уменьшая время обработки.

Алгоритм имеет вид блок схемы.

Блок 1. Загрузка анализируемого изображения из архива видеоданных.

Блок 2. Загрузка фрагмента изображения (определяется пользователем).

Блок 3. Определение возможных значений смещений $\{h_k, p_k\}$, $k = 1 .. K$, где K – количество возможных смещений.

Блок 4. В цикле последовательно выбирается номер k и соответствующие этому значению смещения $\{h_k, p_k\}$.

Блок 5. Итерационная процедура оценки смещений, угла поворота, при влиянии аддитивной и мультипликативной помехи с сохранением значения метрики.

Блок 6. Если все возможные смещения проверены, переход к блоку 7, в противном случае – переход к блоку 4.

Блок 7. Вынесение решения относительно {*h*, *p*, φ, λ, γ} по максимальному значению метрики.

Исходными данными для итерационной процедуры является $\{h_k, p_k\}$.

Итерационная процедура включает в себя следующие шаги.

Шаг 1. Определяются векторы dh_i, dp_i, где $i = 1 ... N$, если N – количество итераций. Все элементы в векторах равны нулю.

Шаг 2. Инициализируется переменная j для цикла: $j = 0$.

Шаг 3. Переменная j инкрементируется: $j = j + 1$. Вычисляются координаты точки (H, P):

$$H = h_k + \sum_{i=1}^{N} dh_i, P = p_k + \sum_{i=1}^{N} dp_i.$$

Шаг 4. Относительно точки (H, P) анализируемое изображение переводится из декартовой системы координат в полярную систему.

Шаг 5. Относительно центра фрагмент переводится из декартовой системы координат в полярную систему.

Шаг 6. Используя изображения в полярной системе, оценивается угол поворот φ.

Шаг 7. В соответствии с оцененным углом фрагмент поворачивается на угол $-\varphi$ относительно центра.

Шаг 8. Полученный (см. шаг 7) фрагмент и область анализируемого изображения в окрестности точки (H, P) используются для оценки смещений $\{dh_i, dp_i\}$.

Шаг 9. Проверяется условие: если $j > N$, то переход к шагу 10, в противном случае – к шагу 3.

Шаг 10. По полученным значениям φ, H, P определяется область на анализируемом изображении, которая наиболее схожа с совмещаемым фрагментом. И с использованием формулы (5) оцениваются параметры $\{\lambda, \gamma\}$.

Оценка смещения с использованием алгоритма Lucas – Kanade

Итерационный алгоритм оценки параметров преобразования при влиянии аддитивной и мультипликативной помехи позволяет оценивать раздельно три группы параметров: угол поворота φ; смещения $\{h, p\}$; значение аддитивной и мультипликативной помехи $\{\lambda, \gamma\}$. Это позволяет сократить время обработки.

В описанном выше алгоритме содержится очень важное уточнение, что итерационная процедура обеспечивает верную оценку параметров в том случае, если выбранные возможные смещения $\{h_k, p_k\}$ близки к действительным значениям. Это означает, что вместо алгоритма полного перебора для вычисления смещений $\{dh_i, dp_i\}$ можно использовать процедуру оценки смещений по методу Lucas – Kanade [14].

Классическая модель не учитывает влияние аддитивной и мультипликативной помехи, поэтому ее применение приведет к увеличению погрешностей оценки параметров. Модернизированный вариант метода Lucas – Kanade позволяет устранить данный недостаток.

Математическая модель для данного случая описывается как:

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) = s(x_i, y_i) + k(x_i, y_i) \\ g(x_i, y_i) = \lambda s(x_i + h, y_i + p) + \gamma + m(x_i, y_i) \end{cases}. \quad (8)$$

Разложение функции $f(x_i y_i)$ в ряд Тейлора имеет вид:

$$f(x_i + h, y_i + p) \approx f(x_i, y_i) + q(x_i, y_i)h + r(x_i, y_i)p,$$

где $q(x_i, y_i) = \frac{f(x_{i+1}, y_i) - (x_i, y_i)}{x_{i+1} - x_i}$; $(x_i, y_i) = \frac{f(x_i, y_{i+1}) - (x_i, y_i)}{y_{i+1} - y_i}$.

Значение параметров определяется по методу наименьших квадратов в виде формулы (9). Вводя обозначение $\mu = \lambda \cdot h$, $\varepsilon = \lambda \cdot p$, формула (9) запишется в виде формулы (10). Раскрывая содержимое формулы (10) под знаком квадрата и вычисляя частные производные по искомым параметрам $\{\mu, \varepsilon, \lambda, \gamma\}$, можно записать систему линейных уравнений. Система уравнений для оценки параметров $\{h, p, \lambda, \gamma\}$ запишется в виде формулы (11).

$$\langle \hat{h}, \hat{p}, \hat{\lambda}, \hat{\gamma} \rangle = \underset{h,p,\lambda,\gamma}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{N} (\lambda \cdot f(x_i, y_i) + \lambda \cdot h \cdot q(x_i, y_i) + \lambda \cdot p \cdot r(x_i, y_i) + \gamma - g(x_i, y_i))^2 \right), \quad (9)$$

$$\langle \hat{\mu}, \hat{\varepsilon}, \hat{\lambda}, \hat{\gamma} \rangle = \underset{\mu,\varepsilon,\lambda,\gamma}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{N} (\lambda \cdot f(x_i, y_i) + \mu \cdot q(x_i, y_i) + \varepsilon \cdot r(x_i, y_i) + \gamma - g(x_i, y_i))^2 \right), \quad (10)$$

$$\begin{cases} \lambda \sum_{i=1}^{N} f^2(x_i, y_i) + \mu \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i) q(x_i, y_i) + \varepsilon \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i) q(x_i, y_i) + \gamma \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i) f(x_i, y_i) \\ \lambda \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i) q(x_i, y_i) + \mu \sum_{i=1}^{N} q^2(x_i, y_i) + \varepsilon \sum_{i=1}^{N} q(x_i, y_i) r(x_i, y_i) + \gamma \sum_{i=1}^{N} q(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i) q(x_i, y_i) \\ \lambda \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i) r(x_i, y_i) + \mu \sum_{i=1}^{N} r(x_i, y_i) q(x_i, y_i) + \varepsilon \sum_{i=1}^{N} r^2(x_i, y_i) + \gamma \sum_{i=1}^{N} r(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i) r(x_i, y_i) \\ \lambda \sum_{i=1}^{N} f(x_i, y_i) + \mu \sum_{i=1}^{N} q(x_i, y_i) + \varepsilon \sum_{i=1}^{N} q(x_i, y_i) + \gamma \cdot N = \sum_{i=1}^{N} g(x_i, y_i) \end{cases}. \quad (11)$$

Представленный вариант оценки параметров смещения {h, p} позволяет уменьшить время по сравнению с алгоритмом полного перебора за счет аналитического расчета неизвестных параметров. Тем самым, итерационная процедура (см. выше) будет модернизирована в части последних шагов, а именно:

Шаг 8. Полученный (см. шаг 7) фрагмент и область анализируемого изображения в окрестности точки (H, P) используются для оценки параметров {dh_i, dp_i, λ, γ} с помощью формулы (11).

Шаг 9. Проверяется условие: если $j < N$, то переход к шагу 3, в противном случае – конец процедуры.

Численное моделирование

С целью определения времени, которое необходимо для совмещения, было проведено два эксперимента.

В первом эксперименте использовался фрагмент размером 32×32 пикселя. Для оценки параметров использовался алгоритм полного перебора (проверялись все возможные смещения {h_k, p_k}, условно шаг дискретизации равен одному пикселю вдоль осей координат) и разработанный итерационный алгоритм (шаг дискретизации равнялся двум и трем пикселям, при большем шаге дискретизации наблюдалась неверная оценка параметров). Второй эксперимент отличается от первого тем, что использовался фрагмент размером 64×64 пикселя, и для итерационного алгоритма шаги дискретизации равнялись от 2, 3 ... 5. Анализируемое изображение имеет размеры 288×384 пикселя.

На рисунке 2 показаны результаты измерения времени, которое было затрачено на обработку данных для фрагментов с размером 32×32 и 64×64 пикселя. Шаг дискретизации, равный единице, соответствует существующему алгоритму полного перебора. Шаг дискретизации, отличный от единицы, соответствует разработанному итерационному алгоритму.

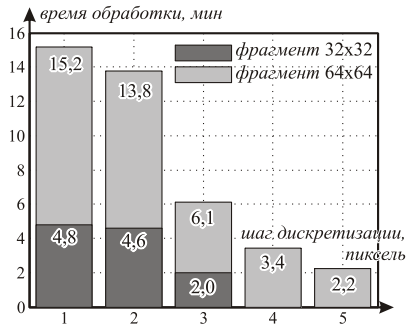

Рис. 2. Время обработки при совмещении

Fig. 2. Processing Time of Superposition

На рисунке 3 показаны результаты измерения времени, которое было затрачено на обработку данных с применением алгоритма Lucas – Kanade.

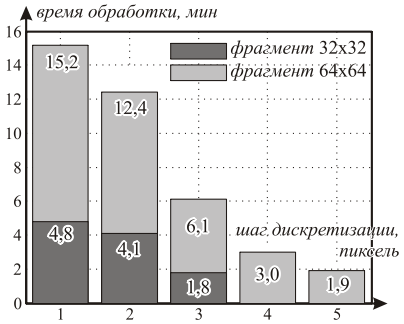

Рис. 3. Время обработки при совмещении с применением алгоритма Lucas – Kanade

Fig. 3. Processing Time of Superposition by Lucas – Kanade Algorithm

Из графиков времени обработки видно, что с увеличением шага дискретизации наблюдается тенденция к уменьшению времени обработки как для фрагмента 32×32 пикселя, так и для фрагмента 64×64 пикселя.

Заключение

В работе представлен алгоритм итерационной оценки смещений, угла поворота при влиянии аддитивной и мультипликативной помехи.

При рассмотрении одного элемента изображения алгоритм оценки параметров (оценки смещений и угла поворота) требует меньшего времени обработки, чем итерационный алгоритм.

Однако для итерационного алгоритма нет необходимости проверки каждого элемента изображения. Для этой цели достаточно проверить каждый четвертый пиксель (при шаге дискретизации равном двум) или каждый девятый пиксель (при шаге дискретизации равном трем) и т. д. За счет уменьшения количества проверяемых элементов изображения достигается значительное уменьшение времени обработки при совмещении изображений телевизионных сигналов.

Также было установлено, что чем больше размер фрагмента, по которому проводится совмещение, тем большим шаг дискретизации может быть использован. С точки зрения сокращения времени обработки это означает, что чем больше фрагмент, тем быстрее будет проводиться совмещение.

В частности, в представленной работе для фрагмента 32×32 пикселя шаг дискретизации равняется 3, для фрагмента 64×64 пикселя шаг дискретизации равняется 5. Данный вывод подтверждается и в работе [9], в которой фактически использовалась та же самая процедура оценки параметров в виде одной итерации. Для фрагмента изображения размером 200×200 пикселей было установлено, что шаг дискретизации может достигать 20.

Таким образом, представленный алгоритм может быть использован для совмещения телевизионных сигналов в интеллектуальных системах видеорегистрации. Поиск кадра изображения в видеопотоке тесно связан с индексацией информа-

ции, когда для быстрой навигации используется некоторый идентификатор (число, составной индекс, известный фрагмент изображения и т. д.). Параметр «время индексации» (в терминах представленной статьи этому параметру соответствует «время обработки при совмещении») является важной технико-эксплуатационной характеристикой интеллектуальных систем видеорегистрации и очень важен для пользователей этих систем. Например, разработанный итерационный алгоритм позволил сократить время обработки приблизительно в 2,4 раза для фрагмента 32×32 пикселя и в 6,9 раз для фрагмента 64×64 пикселя. А алгоритм с использованием метода Lucas – Kanade позволил сократить время обработки приблизительно в 2,7 раз для фрагмента 32×32 пикселя и в 8,0 раз для фрагмента 64×64 пикселя.

Список используемых источников

1. Fleet D.J., Jepson A.D. Computation of Component Image Velocity from Local Phase Information // International Journal of Computer Vision. 1990. Vol. 5. Iss. 1. PP. 77–104. DOI:10.1007/BF00056772
2. Miike H., Nomura A., Koga K. Determining Image Flow from Multiple Frames Based on the Continuity Equation // Technol. Repts Yamaguchi Univ. 1991. Vol. 4. Iss. 5. PP. 387–397.
3. Чекотило Е.Ю. Итерационная процедура высокоточного совмещения аффинно-преобразованных изображений // I Международная научная конференция «Технические науки: проблемы и перспективы»: сборник трудов (Санкт-Петербург, Россия, март 2011). Санкт-Петербург: Реноме, 2011. С. 188–191.
4. Кузнецов П.К., Чекотило Е.Ю., Мартемьянов Б.В. Исследование сходимости итерационной процедуры определения параметров движения изображений методом функционализации // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2010. № 1(26). С. 80–85.
5. Ефимов А.И., Новиков А.И. Алгоритм поэтапного уточнения проективного преобразования для совмещения изображений // Компьютерная оптика. 2016. Т. 40. № 2. С. 258–265. DOI:10.18287/2412-6179-2016-40-2-258-265
6. Дмитриев А.Л. Оптические методы обработки информации: учебное пособие. СПб.: СПбГУИТМО, 2005. 46 с.
7. Акаев А.А., Майоров С.А. Оптические методы обработки информации. М.: Высшая школа, 1988. 237 с.
8. Evangelidis G.D., Psarakis E.Z. Parametric Image Alignment Using Enhanced Correlation Coefficient Maximization // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2008. Vol. 30. Iss. 10. PP. 1858–1865. DOI:10.1109/TPAMI.2008.113
9. Мясников Е.В. Определение параметров геометрических трансформаций для совмещения портретных изображений // Компьютерная оптика. 2007. Т. 31. № 3. С. 77–82.
10. Wolberg G., Zokai S. Robust image registration using log-polar transform // Proceedings of the International Conference on Image Processing (Cat. No.00CH37101, Vancouver, Canada, 10–13 September 2000). IEEE, 2000. Vol. 1. PP. 493–496. DOI:10.1109/ICIP.2000.901003
11. De Castro E., Morandi C. Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms // IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1987. Vol. 9. Iss. 5. PP. 700–703. DOI:10.1109/TPAMI.1987.4767966
12. Reddy B.S., Chatterji B.N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration // IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996. Vol. 5. Iss. 8. PP. 1266–1270. DOI:10.1109/83.506761
13. Brown L.G. A survey of image registration techniques // ACM Computing Surveys. 1992. Vol. 24. No. 4. PP. 325–376. DOI:10.1145/146370.146374
14. Lucas B.D., Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision // Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI, Vancouver, Canada, 24–28 August 1981). 1981. PP. 121–130.

* * *

Iterative Algorithm Offset and Angle Rotation Estimation with Additive and Multiplicative Noise for Space-Time Superposition of Television Signals

R. Diyazitdinov[1], N. Vasin[1]

[1]Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics,
Samara, 443010, Russian Federation

Article info
DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-4-28-34
Received 21st September 2020
Accepted 13th October 2020

For citation: Diyazitdinov R., Vasin N. Iterative Algorithm Offset and Angle Rotation Estimation with Additive and Multiplicative Noise for Space-Time Superposition of Television Signals. *Proc. of Telecom. Universities.* 2020;6(4): 28–34 (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-4-28-34

Abstract: *The estimation of displacements, rotation angle and other deformation of images is an urgent problem in the intelligence video recording system. One of the main tasks in assessing image deformations is to increase the speed of data processing. Significant amounts of information contained in a television signal limit the possibilities of using brute force methods, which are a universal solution for estimating unknown parameters. The paper considers the problem of estimating the displacement and angle of rotation under the influence of additive and multiplicative interference for the spatial-temporal alignment of television signals. Reducing the processing time is carried out through the use of an iterative procedure for estimating parameters by successive approximation with separate estimation of the angle of rotation and displacement.*

Keywords: *iterative, offset, rotation, additive and multiplicative noise, superposition, television signals.*

References

1. Fleet D.J., Jepson A.D. Computation of Component Image Velocity from Local Phase Information. *International Journal of Computer Vision*. 1990;5(1):77–104. DOI:10.1007/BF00056772
2. Miike H., Nomura A., Koga K. Determining Image Flow from Multiple Frames Based on the Continuity Equation. *Technol. Repts Yamaguchi Univ*. 1991;4(5):387–397.
3. Chekotilo E.Yu. Iterative Procedure for High-Precision Alignment of Affine-Transformed Images. *Proceedings of the Ist International Scientific Conference on Technical Sciences: Problems and Prospects, March 2011, St. Petersburg, Russia*. St. Petersburg: Renome Publ.; 2011. p.188–191. (in Russ.)
4. Kuznecov P.K., Chekotilo E.Yu., Martemyanov B.V. Research Iterative Procedure Convergence for Computing Image Motion Parameters by Functionalization Method. *Vestnik of Samara State Technical University. Technical Sciences Series.* 2010;1(26):80–85. (in Russ.)
5. Efimov A.I., Novikov A.I. An Algorithm for Multistage Projective Transformation Adjustment for Image Superimposition. *Computer Optics.* 2016;40(2):258–265. (in Russ.) DOI:10.18287/2412-6179-2016-40-2-258-265
6. Dmitriev A.L. *Optical Methods of Information Processing*. St. Petersburg: ITMO University Publ.; 2005. 46 p. (in Russ.)
7. Akaev A.A., Mayorov S.A. *Optical Methods of Information Processing*. Moscow: Vysshaya shkola Publ.; 1988. 237 p. (in Russ.)
8. Evangelidis G.D., Psarakis E.Z. Parametric Image Alignment Using Enhanced Correlation Coefficient Maximization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2008;30(10):1858–1865. DOI:10.1109/TPAMI.2008.113
9. Myasnikov E.V. Geometric Transform Parametrs Estimation for Superposition Portrait Images. *Computer Optics*. 2007;31(3):77–82. (in Russ.)
10. Wolberg G., Zokai S. Robust image registration using log-polar transform. *Proceedings of the International Conference on Image Processing, Cat. No.00CH37101, 10–13 September 2000, Vancouver, Canada*. IEEE; 2000. vol.1. p.493–496. DOI:10.1109/ICIP.2000.901003
11. De Castro E., Morandi C. Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1987;9(5):700–703. DOI:10.1109/TPAMI.1987.4767966
12. Reddy B.S., Chatterji B.N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1996;5(8):1266–1270. DOI:10.1109/83.506761
13. Brown L.G. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*. 1992;24(4):325–376. DOI:10.1145/146370.146374
14. Lucas B.D., Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI, 24–28 August 1981, Vancouver, Canada*. 1981. p.121–130.

Сведения об авторах:

Диязитдинов Ринат Радмирович — кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры сети и системы связи Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики, rinat.diyazitdinov@gmail.com
https://orcid.org/0000-0001-6360-0351

Васин Николай Николаевич — доктор технических наук, профессор, профессор кафедры сети и системы связи Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики, vasin@psati.ru
https://orcid.org/0000-0001-9749-4884