УДК 004.932+004.258

СКЕЛЕТИРОВАНИЕ НИЗКОКОНТРАСТНЫХ ЗАШУМНЫХ СЕРЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ц. МА, А.А. БОРИСКЕВИЧ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь

Поступила в редакцию 13 Марта 2023

Аннотация. Для повышения устойчивости скелетов полутоновых изображений с двухмодовой гистограммой яркости к шуму в статье предложена модель скелетизации, учитывающая наличие мультипликативной и аддитивной составляющих шума на бинарном скелетизируемом изображении. С учетом данной модели разработан алгоритм скелетизации, отличающийся учетом искажений форм областей скелетизируемого бинарного изображения в результате низкочастотной фильтрации исходного полутонового изображения и позволяющий уменьшить ошибки скелетизации полутоновых изображений.

Ключевые слова: скелетизация полутоновых изображений, мультипликативный шум, аддитивный шум, чувствительность скелета к шуму.

Введение

Алгоритмы скелетизации полутоновых изображений формируют более устойчивые к шуму скелеты. Они основаны на предварительной низкочастотной фильтрации исходных полутоновых изображений с использованием неориентированных и ориентированных в пространстве Гаусс-фильтров в сочетании с поиском в разномасштабных версиях исходного изображения значимых точек или однородных по яркости областей, подбором параметров фильтра, обеспечивающих наименьшую чувствительность скелета к шуму. Среди этих алгоритмов наиболее эффективен алгоритм, в котором выбор параметров низкочастотного фильтра основан на вычислении минимального значения метрики чувствительности скелета к шуму [1–4].

Скелет может формироваться с помощью любого алгоритма бинарной скелетизации. Недостатки алгоритма [2] состоят в том, что: а) используемая метрика чувствительности скелета к шуму не учитывает искажения форм областей скелетизируемого бинарного изображения в результате низкочастотной фильтрации исходного полутонового изображения; б) не определены значения отношения «сигнал/шум» для исходного полутонового изображения при которых полутоновая скелетизация позволяет уменьшить ошибки формирования скелетов по сравнению с бинарной скелетизацией.

Целью работы являются уменьшение ошибок скелетизации полутоновых изображений с двухмодовым распределением яркости в условиях шума и определение значений отношения «сигнал/шум» для эффективного использования скелетизации на основе предварительной низкочастотной фильтрации.

Алгоритм скелетизации полутоновых изображений на основе адаптивной низкочастотной фильтрации

Скелеты часто используются в распознавании образов и, поэтому, должны быть стабильными при изменении контраста и действия шума. Эти свойства скелетов напрямую зависят от качества алгоритмов скелетизации. В условиях высокого контраста и слабого шума на исходном полутоновом изображении широко используются алгоритмы бинарной скелетизации.

Они относительно просты и могут быть устойчивы к мультипликативному шуму, проявляющемуся на границах областей после бинаризации. Однако, при снижении контраста и усилении зашумления исходного полутонового изображения скелеты, формируемые такими алгоритмами, разрушаются под действием аддитивного шума, проявляющегося в глубине областей скелетизируемого бинарного изображения.

Для скелетизации полутоновых изображений \hat{I} с двухмодовой гистограммой яркости в условиях аддитивного шума предлагается алгоритм, основанный на адаптивных низкочастотной фильтрации и бинаризации для формирования скелетизированного изображения $S = \|\tilde{s}(y,x)\|_{(y=\overline{0,Y-1},x=\overline{0,X-1})}$ с использованием сглаженного $\tilde{I} = \|\tilde{i}(y,x)\|_{(y=\overline{0,Y-1},x=\overline{0,X-1})}$ и бинарного $B = \|\tilde{b}(y,x)\|_{(y=\overline{0,Y-1},x=\overline{0,X-1})}$ изображений. Сущность данного алгоритма состоит в выборе значения

σ дисперсии Гаусс-фильтра, обеспечивающим минимальное значение модифицированной метрики чувствительности скелета к шуму, учитывающей искажения форм бинарных областей скелетизируемого изображения в результате низкочастотной фильтрации исходного полутонового изображения и вычисляемой с помощью выражения

$$M_{\rm S}(B,B,S) = \frac{1}{N_{\rm S}(S)} \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} m_{\rm S}(B,B,y,x), \tag{1}$$

где $N_{\rm s}(M_{\rm B})$ – функция, определяющая количество единичных элементов в бинарной матрице

$$M_{\rm B} = \left\| m_{\rm B}(y,x) \right\|_{\left(y=0,Y-1,x=0,X-1\right)}, \qquad N_{\rm S}(M_{\rm B}) = \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} m_{\rm B}(y,x); \qquad m_{\rm S}(y,x) - \text{чувствительность } \mathbf{K}$$

локальным искажениям скелета, определяемая с помощью выражения

$$m_{\rm S}(B,B,y,x) = \begin{cases} 1 \operatorname{при} \left(N_{\rm ES}(y,x) > 2 \right) \lor \left(\tilde{s}(y,x) \oplus \hat{s}(y,x) = 1 \right), \\ 5 \operatorname{при} \left(\sum_{j=-1}^{1} \sum_{i=-1}^{1} \hat{b}(y+j,x+i) = 0 \right) \land \left(N_{\rm ES}(y,x) > 1 \right), \\ 10, \operatorname{при} \left(\frac{\left| N_{\rm S}(B) - N_{\rm S}(B) \right|}{N_{\rm S}(B)} > 0, 02 \right) \lor \left(R(S) \neq R(S) \right) \\ 0 \text{ в других случаях;} \end{cases}$$
(2)

где R(B) и R(B) – количество областей на изображениях B и B; $N_{ES}(y,x) = 9 - \sum_{j=-1}^{1} \tilde{s}(y+j,x+i) -$ количество граничных пикселей для каждого пикселя скелета.

Алгоритм состоит из следующих шагов.

1) Инициализация значений переменных алгоритма: дисперсии ($\sigma = 1$); количества итераций (n = 0); матрицы бинарного изображения $B \left(B = f_{\rm B}(\hat{I})\right)$.

2) Начало цикла вычисления метрики чувствительности. Формирование сглаженного изображения \tilde{I} в результате свертки исходного изображения \hat{I} с ядром $G(\sigma) = \|g(y, x, \sigma)\|_{(y=-Y_G, Y_G, x=-X_G, X_G,)}$ гаусс-фильтра, элементы которого определяются с помощью выражения

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{y^2 + x^2}{2\sigma^2}},$$
(3)
при $y = \overline{-\left\lceil 2\sigma \right\rceil, \left\lceil 2\sigma \right\rceil}, x = \overline{-\left\lceil 2\sigma \right\rceil, \left\lceil 2\sigma \right\rceil}.$

55

3) Формирование гистограммы яркости сглаженного изображения \tilde{I} и определение по ней порога бинаризации $T_{\rm B}$. Формирование бинарного изображения B с помощью алгоритма адаптивной пороговой обработки Otsu [4].

4) Формирование *n*-го скелетизированного изображения S(n) с помощью алгоритма бинарной скелетизации (например OPTA [5] и др.).

5) Вычисление *n*-го значения метрики $M_{s}(B,B,S,n)$ чувствительности скелета к шуму с использованием выражения (1).

6) Приращение значения дисперсии: $\sigma = \sigma + 1$.

7) Приращение счетчика количества итераций: n = n + 1.

8) Проверка счетчика количества итераций на достижение максимального значения, например, 20 (зависит от доступных вычислительных ресурсов). Если *n* < 20 переход на шаг 2.

9) Поиск минимального значения $M_{\rm SMin}$ метрики чувствительности скелета к шуму и номера $N_{\rm SMin}$ итерации для такой метрики: $M_{\rm SMin} = \min \left(M_{\rm S}(B,B,S,n) \right);$ $\left(M_{\rm SMin} = M_{\rm S} \left(B,B,S,n \right) \right) \Rightarrow \left(N_{\rm SMin} = n \right)$ при $n = \overline{0,19}.$

10) Завершение алгоритма и формирование результата: $S(N_{\text{SMin}})$.

Оценка эффективности алгоритмов скелетизации полутоновых изображений

Для оценки эффективности алгоритмов скелетизации использованы тестовые полутоновые изображения с контролируемым контрастом и уровнем аддитивного шума, формируемые согласно схеме, приведенной на рис. 1.



Рис. 1. Схема генерации тестовых полутоновых изображений с заданным контрастом и шумом с использованием бинарных изображений

На вход схемы подается тестовое бинарное изображение $B_{\rm T} = \|b_{\rm T}(y,x)\|_{(y=\overline{0,Y-1},x=\overline{0,X-1})}$, на основе которого формируется тестовое полутоновое изображение $I_{\rm T} = \|\dot{i}_{\rm T}(y,x)\|_{(y=\overline{0,Y-1},x=\overline{0,X-1})}$ с помощью выражения

$$i_{\rm T}(y,x) = 255b_{\rm T}(y,x) + \text{Rand}(0,50)\overline{b_{\rm T}(y,x)},$$
(4)
при $y = \overline{0,Y-1}, x = \overline{0,X-1},$

где Rand(n,m) – функция, формирующая случайное значение в заданном диапазоне [n,m].

Изображение $I_{\rm T}$ проходит через три Гаусс-фильтра, в результате чего формируется размытое полутоновое изображение $I_{\rm G} = \left\| i_{\rm G}(y, x) \right\|_{(y=0,Y-1,x=0,X-1)}$ с помощью выражения

$$i_{\rm G} = f_{\rm G} \Big(f_{\rm G} \Big(f_{\rm G} \Big(i_{\rm T} \big(y, x \big), \sigma \big), \sigma \Big), \sigma \Big), \tag{5}$$

где $f_{\rm G}(I_{\rm X},\sigma)$ – функция свертки изображения $I_{\rm X}$ с ядром Гаусс-фильтра с параметром σ .

С помощью преобразования гистограммы яркости сглаженного изображения $I_{\rm G}$ с коэффициентом $C_{\rm H} \in (0;1)$ формируется низкоконтрастное изображение $I_{\rm C} = \|i_{\rm C}(y,x)\|_{(y=\overline{0,Y-1},x=\overline{0,X-1})}$, значения пикселей которого вычисляются с помощью выражения $i_{\rm C}(y,x) = \frac{i_{\rm G}(y,x)}{1-1} + C_{\rm C} \max(L_{\rm C})$ (6)

$$i_{\rm C}(y,x) = \frac{\iota_{\rm G}(y,x)}{(1-2C_{\rm H})} + C_{\rm H} \max(I_{\rm G}), \tag{6}$$

при $y = \overline{0, Y - 1}, x = \overline{0, X - 1}.$

В изображение $I_{\rm C}$ добавляется аддитивный гауссовский шум, в результате чего формируется зашумленное низкоконтрастное полутоновое изображение $I_{\rm CN} = \|i_{\rm CN}(y,x)\|_{(y=0,Y-1,x=0,X-1)}$, значения пикселей которого вычисляются с помощью выражения

$$i_{\rm CN}(y,x) = i_{\rm C}(y,x) + A_{\rm HT} {\rm Rand}(-1,1),$$
(7)

при $y = \overline{0, Y - 1}$, $x = \overline{0, X - 1}$, где $A_{\rm HT}$ – амплитуда шума.

На основе изображения $I_{\rm CN}$ формируется нормированное и квантованное тестовое изображение \hat{I} , значения пикселей которого вычисляются с помощью выражения

$$\hat{i}(y,x) = \left[\frac{255i_{\rm CN}(y,x)}{\max(I_{\rm CN})}\right],\tag{8}$$

при $y = \overline{0, Y - 1}, x = \overline{0, X - 1},$ где [] – символ операции округления до ближайшего целого.

| Алгоритм | $C_{_{ m H}} = 0,1$ | $C_{\rm H} = 0, 2$ | $C_{\rm H} = 0,25$ | $C_{\rm H} = 0,35$ | $C_{\rm H} = 0,45$ |
|----------|---------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| OPTA | | | | | ÷ |
| ATF | K | V. | Y | V | V |
| ATFM | R | N. | N. | V | K |

Рис. 2. Скелетизированные изображения, полученные при $\sigma = 1,0$, $A_{\rm HT} = 10$

На рис. 2 приведены комбинированные изображения $(B + \tilde{S})$, сформированные в результате сложения бинарных изображений B, полученных после адаптивной пороговой обработки, и бинарных скелетизированных изображений \tilde{S} , полученных с помощью алгоритмов ОРТА, АТF и предложенного ATFM. Из рис. 1 следует, что алгоритм ATFM позволяет формировать скелеты более устойчивые к шуму (имеют меньше структурных искажений) по сравнению с ОРТА и ATF.

Для полутоновых изображений с различными коэффициентом $C_{\rm H}$ модификации гистограммы, параметром размытием σ и амплитудой $A_{\rm HT}$ шума и различных алгоритмов в табл. 1 приведены значения отклонения $E_{\rm S}$ от эталонного скелета при отсутствии шума, вычисляемые с помощью разности изображений скелетов S и S_1 при отсутствии и наличии аддитивного шума (S = S или S = S в зависимости от алгоритма) в условиях заданного контраста:

$$E_{\rm S} = \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} \left| S - \hat{S} \right| / \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} S, \tag{9}$$

при $y = \overline{0, Y - 1}, x = \overline{0, X - 1}.$

В табл. 1 приведены также значения контраста C_1 , вариации V_1 , адаптивного порога T_B , определяемого с помощью алгоритма Otsu, минимальное I_{MIN} и максимальное I_{MAX} значения пикселей полутонового изображения без шума и время T_P скелетизации. Значения контраста C_I и вариации V_I вычисляются с помощью выражения

$$C_{\rm I} = \sqrt{\frac{1}{YX} \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} \left(\hat{i} \left(y, x \right) - \mu \left(\hat{I} \right) \right)^2},$$

$$V_{\rm I} = \frac{D_{\rm ST} \left(I \right)}{\mu \left(I \right)},$$
(10)
(11)

где $\mu(I)$ – среднее значение яркости пикселей для изображения *I*, $\mu(I) = \frac{1}{YX} \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} i(y, x);$

 $D_{\rm st}(I)$ – дисперсия значений пикселей для изображения *I*.

| | $C_{\rm H}$ | $E_{\rm s}$ | | C | V | T. | 7 | I | $T_{\rm P}, { m c}$ | | | |
|-------------------|-------------|-------------|-------|-------|-------|-------|-----|------------------|----------------------|-------|-------|-------|
| | | OPTA | ATF | ATFM | υ | • 1 | * B | ⁴ MAX | ⁴ MIN | OPTA | ATF | ATFM |
| | 0,1 | 0,005 | 0,631 | 0,151 | 0,326 | 0,799 | 125 | 230 | 30 | 0,225 | 3,089 | 2,855 |
| $A_{\rm HT} = 10$ | 0,2 | 0,010 | 0,613 | 0,154 | 0,244 | 0,566 | 141 | 204 | 55 | 0,211 | 2,903 | 2,827 |
| | 0,25 | 0,106 | 0,695 | 0,318 | 0,203 | 0,459 | 151 | 191 | 68 | 0,212 | 2,962 | 2,870 |
| $\sigma = 0,5$ | 0,35 | 1,121 | 0,681 | 0,431 | 0,122 | 0,262 | 164 | 166 | 91 | 0,384 | 2,923 | 2,847 |
| | 0,45 | 11,773 | 0,766 | 0,631 | 0,040 | 0,082 | 180 | 140 | 115 | 1,066 | 4,048 | 4,058 |
| | 0,1 | 0,246 | 0,582 | 0,574 | 0,326 | 0,798 | 119 | 230 | 32 | 0,289 | 3,765 | 3,669 |
| A = 20 | 0,2 | 0,968 | 0,713 | 0,441 | 0,244 | 0,567 | 119 | 204 | 55 | 0,443 | 3,848 | 3,741 |
| $A_{\rm HT} = 20$ | 0,25 | 1,648 | 0,812 | 0,554 | 0,203 | 0,459 | 128 | 191 | 67 | 0,426 | 3,880 | 3,893 |
| $\sigma = 0,5$ | 0,35 | 5,249 | 0,649 | 0,585 | 0,122 | 0,263 | 134 | 166 | 91 | 0,972 | 5,119 | 5,061 |
| | 0,45 | 15,727 | 0,645 | 0,413 | 0,040 | 0,082 | 156 | 140 | 116 | 0,493 | 3,502 | 3,821 |
| | 0,1 | 1,074 | 0,635 | 0,356 | 0,313 | 0,766 | 128 | 230 | 38 | 0,373 | 3,861 | 3,767 |
| | 0,2 | 1,017 | 0,713 | 0,151 | 0,234 | 0,543 | 143 | 204 | 61 | 0,395 | 3,898 | 3,790 |
| $A_{\rm HT} = 10$ | 0,25 | 1,342 | 0,663 | 0,156 | 0,195 | 0,441 | 146 | 191 | 72 | 0,389 | 3,866 | 3,785 |
| $\sigma = 1$ | 0,35 | 2,207 | 0,617 | 0,597 | 0,117 | 0,252 | 164 | 166 | 94 | 0,501 | 3,967 | 4,036 |
| | 0,45 | 12,663 | 0,713 | 0,587 | 0,039 | 0,079 | 182 | 140 | 116 | 0,995 | 4,497 | 4,812 |
| | 0,1 | 1,756 | 0,699 | 0,654 | 0,313 | 0,767 | 109 | 230 | 38 | 0,489 | 4,008 | 4,063 |
| $A_{\rm HT} = 20$ | 0,2 | 2,305 | 0,064 | 0,515 | 0,234 | 0,543 | 115 | 204 | 58 | 0,538 | 3,962 | 4,142 |
| | 0,25 | 2,833 | 0,663 | 0,679 | 0,195 | 0,441 | 123 | 191 | 71 | 0,583 | 4,111 | 4,254 |
| $\sigma = 1$ | 0,35 | 6,049 | 0,667 | 0,649 | 0,117 | 0,251 | 141 | 166 | 94 | 0,971 | 5,893 | 6,347 |
| | 0.45 | 15.372 | 0.738 | 0.859 | 0.039 | 0.079 | 148 | 140 | 116 | 0.406 | 3.745 | 4.103 |

Табл. 1. Оценка показателей эффективности алгоритмов скелетизации

Для полутоновых изображений с резкими перепадами яркости (при $A_{\rm HT} = 20$) алгоритм ATFM позволяет: а) повысить устойчивость скелетов к шуму в сравнении с алгоритмом OPTA; б) при низком уровне шума ($A_{\rm HT} = 10$) и низком контрасте повысить устойчивость скелетов к шуму в сравнении с алгоритмом ATF; в) при высоком уровне шума ($A_{\rm HT} = 20$) сохранить устойчивость скелетов к шуму в сравнении с алгоритмом ATF. Предложенный алгоритм ATFM имеет одинаковую скорость скелетизации с алгоритмом ATF.

Для алгоритмов ОРТА [5] и ZS [6] проанализированы зависимости отклонения $E_{\rm s}$ от отношения $R_{\rm sn}$ «сигнал/шум», вычисляемого с помощью выражения

$$R_{\rm SN} = \frac{\frac{1}{YX} \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} \left(i(y,x) - I_{\rm MIN} \right)}{D_{\rm ST}(N_{\rm HT})}$$
(12)

При $\sigma = 0.5$, $0.17 > V_1 > 0.16$ алгоритм ATFM позволяет уменьшить отклонения скелета от эталона при $R_{\rm SN} = 2$ примерно в 3,6 раза в сравнении с алгоритмом OPTA (при проигрыше алгоритму ATF на основе OPTA в 1,2 раза) и в 2,1 раза в сравнении с алгоритмом ZS (при выигрыше по сравнению с алгоритмом ATF на основе ZS в 1,03 раза) и при $R_{\rm SN} = 1$ примерно в 19,4 в сравнении с алгоритмом OPTA (при выигрыше по сравнению с алгоритмом ATF на основе OPTA в 1,2 раза) и в 12,5 раза в сравнении с алгоритмом ZS.

При $\sigma = 1,0$, $V_{\rm I} \approx 0,65$, $R_{\rm SN} = 5$ алгоритм АТFM позволяет уменьшить отклонение скелета от эталона примерно в 5,2, 2,8, 1,6 и 1,03 раз в сравнении с алгоритмами ОРТА, АТF на основе ОРТА, ZS и ATF на основе ZS соответственно. При $\sigma = 1,0$, $V_{\rm I} = 0,164$ алгоритм ATFM позволяет уменьшить отклонение скелета от эталона при $R_{\rm SN} = 2$ примерно в 4,8, 1,0, 2,7 и 1,1 раз в сравнении с алгоритмами ОРТА, ATF на основе ОРТА, ZS и ATF на основе ZS соответственно и при $R_{\rm SN} = 1$ примерно в 16,7, 1,0, 11,3 и 1,06 раз в сравнении с алгоритмами ОРТА, ATF на основе ОРТА, ZS и ATF на основе ZS соответственно.

Заключение

Предложена модель скелетизации полутоновых изображений, основанная на двухмодовой яркости учитывающая влияние яркостно-контрастных гистограмме И параметров, мультипликативной и аддитивной составляющих шума на качество скелетизированного изображений. Модель позволяет определить условия эффективной скелетизации полутоновых изображений при которых искажения обусловлены влиянием только мультипликативной составляющей или комбинацией мультипликативной и аддитивной составляющих шума. Разработан алгоритм скелетизации полутоновых изображений основанный на предложенной модели и адаптивной низкочастотной фильтрации, отличающийся от известных алгоритмов учетом искажений форм областей скелетизируемого бинарного изображения в условиях аддитивного шума. Определены условия влияния контрастно-яркостных параметров изображений на качество скелетизации.

SKELETING OF LOW-CONTRAST NOISY HALFTONE IMAGES

J MA, A.A. BORISKEVICH

Abstract. To increase the stability of the skeletons of halftone images with a two-mode brightness histogram to noise, the article proposes a skeletonization model that considers the presence of multiplicative and additive noise components in a binary skeletonized image. Considering this model, a skeletonization algorithm has been developed, which considers the distortions in the shapes of the areas of the skeletonized binary image as a result low frequency filtering of the original halftone image and allows reducing errors in the skeletonization of halftone images.

Keywords: skeletonization of halftone images, multiplicative noise, additive noise, sensitivity of the skeleton to noise.

Список литературы

1. Hoffman M.E., Wong E.K. // Photonics West'98 Electronic Imaging, International Society for Optics and Photonics. 1998. Vol. 30. P. 1369–1373.

2. Chatbri H., Kameyama K. // Pattern Recognition. 2014. Vol. 42. P. 1-10.

3. Cai J. // The Computer Journal. 2012. Vol. 55. P. 887–896.

4. Otsu N. // IEEE trans. on systems, man, and cybernetics. 1979. Vol. 9. P. 62-66.

5. Chin R.T., [et al.]. // Computer Vision Graphics and Image Processing. 1987. Vol. 40. P. 30-40.

6. Zhang T.Y., Suen C.Y. // Communications of the ACM. 1984. Vol. 27. P. 236–239.