

3.2 Методы модификации компонент сигнала при встраивании информации

1

1. Аддитивное встраивание

2

- Обобщённая форма (в пространственной области)

$$C^W(n_1, n_2) = \alpha_1 \cdot C(n_1, n_2) + \alpha_2 \cdot \beta(n_1, n_2) \cdot W(n_1, n_2)$$

- α_1, α_2 – постоянные множители
- $\beta(n_1, n_2) \in [0; 1]$ – адаптивная маска усиления.
Она строится на основе модели человеческого зрения

- Наиболее распространённая форма

$$C^W(n_1, n_2) = C(n_1, n_2) + \alpha \cdot \beta(n_1, n_2) \cdot W(n_1, n_2)$$

- Встраивание в пространстве признаков

$$f^W(\mathbf{m}) = f(\mathbf{m}) + \alpha \cdot \beta(\mathbf{m}) \cdot W(\mathbf{m})$$

2. Мультипликативное встраивание

3

- Обобщённая форма (в пространственной области)

$$C^W(n_1, n_2) = \alpha_1 \cdot C(n_1, n_2) + \alpha_2 \cdot \beta(n_1, n_2) \cdot g(C(n_1, n_2)) \cdot W(n_1, n_2)$$

- $g(x) \in \mathbb{R}$ – некоторая функция, применяемая к значениям яркости пикселей контейнера
- $g(x) = x$ – самый распространённый случай

- Наиболее распространённая форма

$$C^W(n_1, n_2) = C(n_1, n_2)(1 + \alpha \cdot \beta(n_1, n_2) \cdot W(n_1, n_2)).$$

- Встраивание в пространстве признаков

$$f^W(\mathbf{m}) = f(\mathbf{m})(1 + \alpha \cdot \beta(\mathbf{m}) \cdot \Omega(\mathbf{m}))$$

3. Встраивание информации с расширением спектра

4

- Концепция встраивания информации в цифровые сигналы с расширением спектра состоит в распределении встраиваемой информации (ЦВЗ или секретного сообщения) внутри контейнера, имеющего гораздо больший размер, на основе функции, зависящей от секретного ключа.
- Простым примером расширения спектра является генерация псевдослучайного шаблона, при этом начальное значение генератора однозначно определяется парой «ЦВЗ – ключ»

E_BLIND/D_LC

5

- Встраивается один бит информации: $\mathbf{b} = b \in \{0,1\}$
- $W_r(n_1, n_2) \sim N(0,1)$, строится на основе ключа \mathbf{k}
- Модуляция исходного бита ЦВЗ \mathbf{b} с расширением спектра (подготовка встраиваемого сигнала)

$$W_{mod}(n_1, n_2) = (-1)^{\mathbf{b}+1} = \begin{cases} W_r(n_1, n_2), & \mathbf{b} = 1, \\ -W_r(n_1, n_2), & \mathbf{b} = 0. \end{cases}$$

- Встраивание ЦВЗ (аддитивное)

$$C^W(n_1, n_2) = C(n_1, n_2) + \alpha \cdot W_{mod}(n_1, n_2),$$

E_BLIND/D_LC

6

□ Детектирование ЦВЗ

$$\rho(\widetilde{C^W}, W_r) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \widetilde{C^W}(n_1, n_2) \cdot W_r(n_1, n_2),$$

$$\mathbf{b}^R = \begin{cases} 1, & \rho(\widetilde{C^W}, W_r) > \tau_{lc}, \\ 0, & \rho(\widetilde{C^W}, W_r) < -\tau_{lc}, \\ \text{нет ЦВЗ,} & \text{иначе.} \end{cases}$$

E_BLIND_MULTI/D_LC

7

- $\mathbf{b} = (b_0, b_1, \dots, b_{N_b-1})$
- $M(n_1, n_2) \in [0; N_b - 1]$ - «карта встраивания»
- Модуляция битов ЦВЗ

$$W_{mod}(n_1, n_2) = (-1)^{b_{M(n_1, n_2)} + 1} = \begin{cases} W_r(n_1, n_2), & b_{M(n_1, n_2)} = 1, \\ -W_r(n_1, n_2), & b_{M(n_1, n_2)} = 1. \end{cases}$$

- Вспомогательные массивы $W_{r,k}$ $k = 0..N_b - 1$ для детектирования

$$W_{r,k}(n_1, n_2) = \begin{cases} W_r(n_1, n_2), & M(n_1, n_2) = k, \\ 0, & M(n_1, n_2) \neq k. \end{cases}$$

СВИ (Patchwork)

8

- Случайным образом выбирается подмножество S всех пикселей изображения
- S делится на два равных подмножества S_1 и S_2 согласно ключу \mathbf{k}
- Встраивание информации

$$\begin{cases} C^W(n_1, n_2) = C(n_1, n_2) + d, & C(n_1, n_2) \in S_1 \\ C^W(n_1, n_2) = C(n_1, n_2) \cdot d, & C(n_1, n_2) \in S_2 \end{cases}$$

- Детектирование

$$\rho = \frac{2}{\|S\|} \left(\sum_{C(n_1, n_2) \in S_1} C^W(n_1, n_2) - \sum_{C(n_1, n_2) \in S_2} C^W(n_1, n_2) \right)$$

СВИ (Patchwork)

9

□ Детектирование

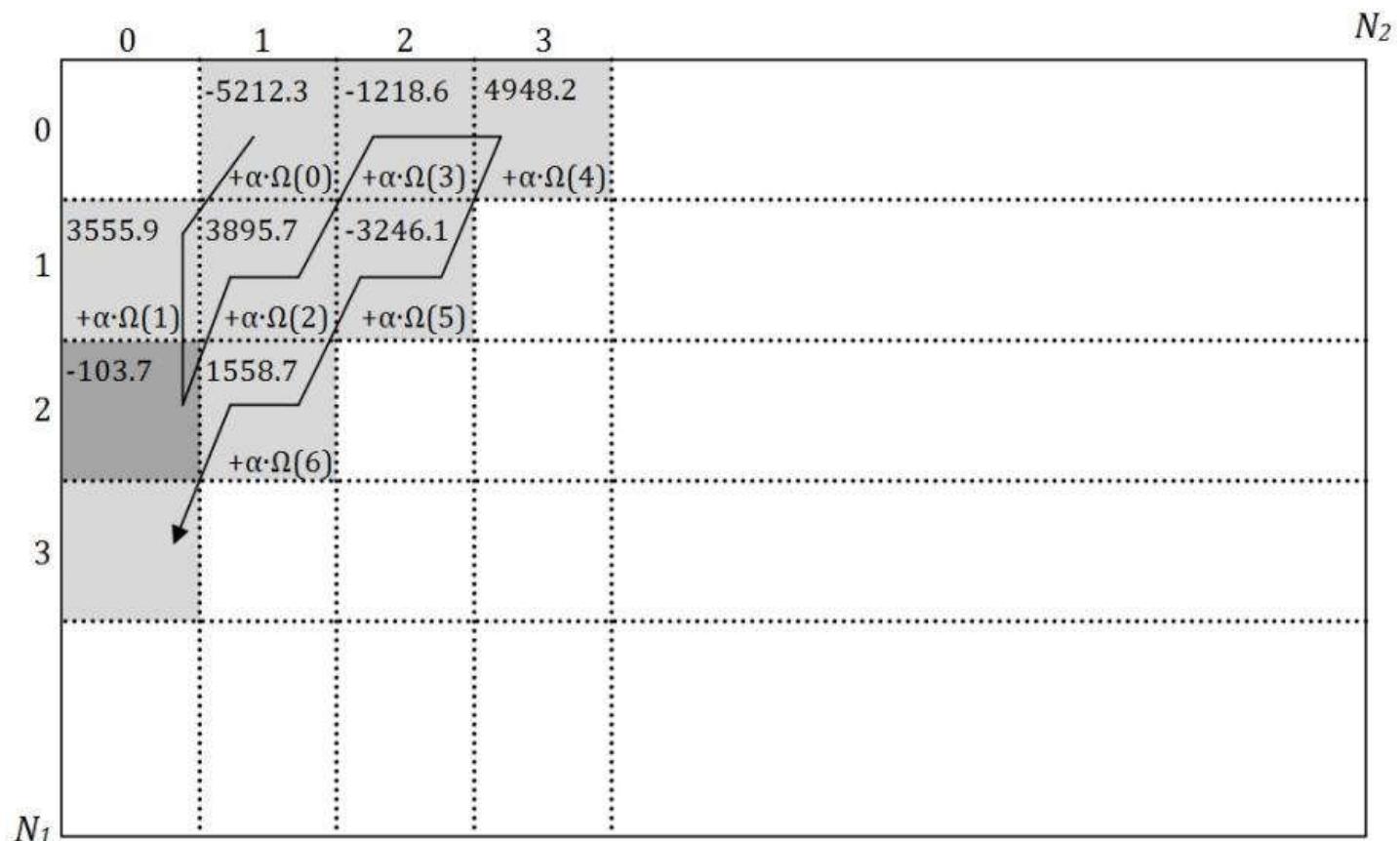
$$\begin{aligned}\rho &= \frac{2}{\|S\|} \left(\sum_{C(n_1, n_2) \in S_1} C^W(n_1, n_2) - \sum_{C(n_1, n_2) \in S_2} C^W(n_1, n_2) \right) \\ &= \frac{2}{\|S\|} \left(\|S_1\| \cdot d + \|S_2\| \cdot d + \left[\sum_{C(n_1, n_2) \in S_1} C(n_1, n_2) - \sum_{C(n_1, n_2) \in S_2} C(n_1, n_2) \right] \right) \\ &= 2d + \frac{2}{\|S\|} \left[\sum_{C(n_1, n_2) \in S_1} C(n_1, n_2) - \sum_{C(n_1, n_2) \in S_2} C(n_1, n_2) \right]\end{aligned}$$

$$\xi = \begin{cases} 1, & \rho \geq d, \\ 0, & \rho < d, \end{cases}$$

СВИ (Cox et al.)

10

- \mathbf{b} и $\mathbf{k} \rightarrow \Omega \in \mathbb{R}_{[N_\Omega]}^1, N_\Omega = 1000, \Omega(m) \sim N(0,1)$
- ДКП всего изображения
- Зигзагообразная разёртка



СВИ (Cox et al.)

11

- Встраивание информации (мультипликативное)

$$f^W(m) = f(m)(1 + \alpha \cdot \Omega(m))$$

- Извлечение информации

$$\tilde{\Omega}(m) = \frac{\widetilde{f^W}(m) - f(m)}{\alpha \cdot f(m)}$$
$$\rho(\Omega, \tilde{\Omega}) = \frac{\sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \Omega(m) \tilde{\Omega}(m)}{\sqrt{\sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \Omega^2(m)} \cdot \sqrt{\sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \tilde{\Omega}^2(m)}}$$
$$\xi = \begin{cases} 1, & \rho(x, x^R) \geq T_\rho, \\ 0, & \rho(x, x^R) < T_\rho, \end{cases}$$

СВИ (Cox et al.)

12

- (+) является стойким к сжатию, поэлементным преобразованиям, процедурам обработки скользящим окном, а также многим другим видам обработки изображений
- (-) трудоёмкость операции вычисления двумерного ДКП всего изображения
- (-) необходимость использования контейнера на этапе извлечения информации

СВИ (Piva et al.)

13

- Для чего требуется исходное изображение в Cox et al.?
 - чтобы отыскать N_{Ω} наибольших ДКП-коэффициентов и проранжировать их по порядку
 - чтобы вычислить оценку $\tilde{\Omega}$ по формуле
- Изменения:
 - всегда отбираются одни и те же коэффициенты (среднечастотные), отсортированные в порядке зигзагообразной развёртки
 - оценку $\tilde{\Omega}$ рассчитываем по формуле

$$\tilde{\Omega}(m) = \tilde{f}^W(m),$$

СВИ (Piva et al.)

14

- Меняется и формула встраивания:

$$f^W(m) = f(m) + \alpha \cdot |f(m)| \cdot \Omega(m).$$

- Оценка близости

$$\rho(\Omega, \tilde{\Omega}) = \sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \Omega(m) \tilde{\Omega}(m).$$

Обоснование:

$$\rho(\Omega, \tilde{\Omega}) = \sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \Omega(m) \tilde{f^W}(m) \approx \sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \Omega(m) f(m) + \alpha \sum_{m=0}^{N_\Omega-1} \Omega^2(m) \cdot |f(m)|.$$

- Для повышения точности детектирования ЦВЗ длина N_Ω увеличивается
 - для изображений размером 512×512 рекомендуется использовать коэффициенты ДКП со строки 180 до строки 250 – ~15000 значений

СВИ (Piva et al.)

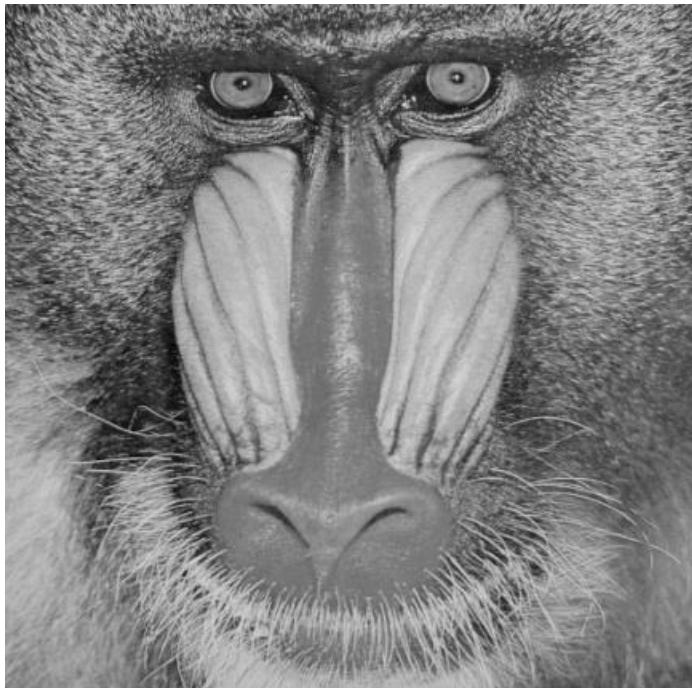
15

- Дополнительное снижение визуальной различимости

$$C^W(n_1, n_2) = \mathcal{F}^{-1} \left(C_{DOT}^W(m_1, m_2) \right) \cdot \beta(n_1, n_2) + C(n_1, n_2) \cdot (1 - \beta(n_1, n_2))$$

$$\beta(n_1, n_2) = \frac{C_{MSE, 9 \times 9}(n_1, n_2)}{\max_{i,j} C_{MSE, 9 \times 9}(i, j)}$$

$C_{MSE, 9 \times 9}(n_1, n_2)$ – результат отыскания локального СКО в окне 9×9



4. Quantization Index Modulation

16

- Brian Chen, 2001
- Удобный инструмент для проектирования систем хрупких и полухрупких ЦВЗ
- Это не один алгоритм, а целое семейство методов
- Функция встраивания информации \mathcal{E} представляется в виде семейства функций-квантователей, причём каждая из них незначительным образом изменяет яркости пикселей контейнера
- Основные параметры:
 - шаг переквантования $\Delta \in \mathbb{N}$
 - функция переквантования $Q(x, \Delta)$, где x – квантуемое значение:

$$Q(x, \Delta) = \Delta \cdot \lfloor x / \Delta \rfloor$$

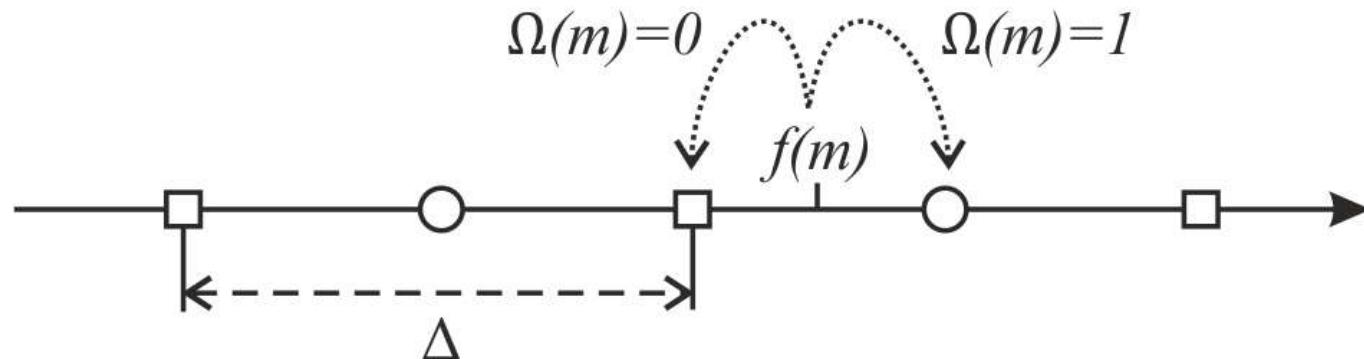
$$Q(x, \Delta) = \Delta \cdot \text{round} \left(\frac{x}{\Delta} \right) = \Delta \cdot \left\lfloor \frac{x + 0.5}{\Delta} \right\rfloor.$$

Simple-QIM

17

□ Встраивание информации

$$\begin{aligned} C^W(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{SQIM}(C, W, \Delta, \vartheta) \\ &= Q(C(n_1, n_2), \Delta) + \Delta/2 \cdot W(n_1, n_2) + \vartheta(n_1, n_2) \end{aligned}$$



□ Универсальный способ извлечения информации

$$\begin{aligned} \widetilde{C}_0(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{SQIM}(\widetilde{C}^W, 0, \Delta, \vartheta) = Q(\widetilde{C}^W(n_1, n_2), \Delta) + \vartheta(n_1, n_2), \\ \widetilde{C}_1(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{SQIM}(\widetilde{C}^W, 1, \Delta, \vartheta) = Q(\widetilde{C}^W(n_1, n_2), \Delta) + \Delta/2 + \vartheta(n_1, n_2) \\ \widetilde{W}(n_1, n_2) &= \arg \min_{p \in \{0,1\}} |\widetilde{C}^W(n_1, n_2) - \widetilde{C}_p(n_1, n_2)| \end{aligned}$$

DM-QIM

18

- Расшифровка: “Dither Modulation – QIM”
- Два дополнительных параметра - массивы подмешиваемых значений (dither vectors), используемых при встраивании битов “0” и “1” – d_0 и d_1
- $d_0(n_1, n_2)$, $d_1(n_1, n_2) \in [-\Delta/2; \Delta/2 - 1]$.
- d_0 генерируется на основе ключа (равномерное распределение)
- $d_1(n_1, n_2) = d_0(n_1, n_2) - sign(d_0(n_1, n_2)) \cdot \Delta/2$

DM-QIM

19

- Встраивание информации:

$$\begin{aligned} C^W(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{DM-QIM}(C, W, \Delta, d_0) \\ &= Q(C(n_1, n_2) + d_{W(n_1, n_2)}(n_1, n_2), \Delta) - d_{W(n_1, n_2)}(n_1, n_2) \end{aligned}$$

- Извлечение информации:

$$\begin{aligned} \widetilde{C}_0(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{DM-QIM}(\widetilde{C}^W, 0, \Delta, d_0) \\ &= Q(C(n_1, n_2) + d_0(n_1, n_2), \Delta) - d_0(n_1, n_2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \widetilde{C}_1(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{DM-QIM}(\widetilde{C}^W, 1, \Delta, d_0) \\ &= Q(C(n_1, n_2) + d_1(n_1, n_2), \Delta) - d_1(n_1, n_2) \end{aligned}$$

$$\widetilde{W}(n_1, n_2) = \arg \min_{p \in \{0,1\}} |\widetilde{C}^W(n_1, n_2) - \widetilde{C}_p(n_1, n_2)|$$

DC-QIM

20

- “Distortion Compensated QIM” – метод QIM-встраивания с компенсацией искажений
- $0 < \alpha \leq 1$ – коэффициент, масштабирующий шаг квантования Δ
- Обозначим C_α^W результат работы какой-либо версии QIM-встраивания (Simple-QIM, DM-QIM и пр.) с изменённым шагом:
$$C_\alpha^W(n_1, n_2) = \mathcal{E}(C, W, \Delta/\alpha, \dots)$$
- Встраивание DC-QIM

$$\begin{aligned} C^W(n_1, n_2) &= \mathcal{E}_{DC-QIM}(C, W, \Delta/\alpha, \dots) \\ &= C_\alpha^W(n_1, n_2) + (1 - \alpha) \cdot (C(n_1, n_2) - C_\alpha^W(n_1, n_2)) \end{aligned}$$

Понятие информированного встраивания

21

- Информированное встраивание – свойство СВИ, которое характеризует принцип (концепцию, порядок) формирования пары алгоритмов встраивания-извлечения информации
- В информированном встраивании предполагается, что заранее «дан» детектор или декодер информации, представляющий собой простую функцию, например, основанную на:
 - чтении данных в заданных ключом позициях
 - корреляторе с использованием шаблона ЦВЗ
 - ...
- Первая функция извлечения, под неё формируется функция встраивания

СВИ (Zhao & Koch)

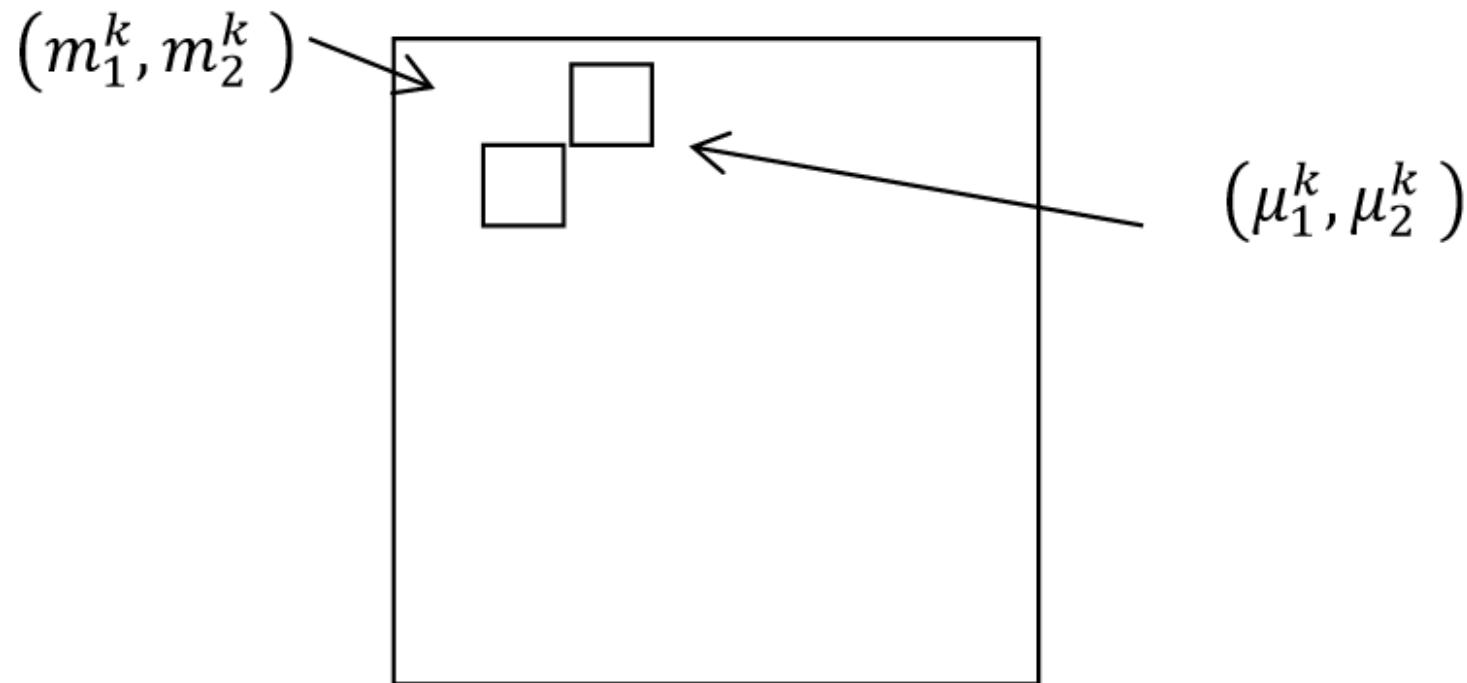
22

- Данное описание – упрощённая версия.
- Система очень старая (1995 год) и сейчас (почти?) не используется. Тем не менее, это хорошая классическая иллюстрация концепции информированного встраивания
- Блоки 8x8, ДКП. Результат – $f_{ij}(m_1, m_2)$
- Устанавливается соответствие $k \leftrightarrow (i, j)$, например:
$$k = \lfloor N_2 / 8 \rfloor \cdot i + j$$
- На основе ключа выбираются два коэффициента (m_1^k, m_2^k) и (μ_1^k, μ_2^k)
- В каждый блок встраиваем 1 бит информации b_k .

СВИ (Zhao & Koch)

23

- Коэффициенты берутся среди низкочастотных:



- Правило извлечения

$$b_k^R = \begin{cases} 1, & \left| \widetilde{f}_{ij}^W(m_1^k, m_2^k) \right| < \left| \widetilde{f}_{ij}^W(\mu_1^k, \mu_2^k) \right|, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

СВИ (Zhao & Koch)

24

- Индуцированный метод встраивания

$$b_k = \begin{cases} 1 \Rightarrow |f_{ij}^W(m_1^k, m_2^k)| + \varepsilon \leq |f_{ij}^W(\mu_1^k, \mu_2^k)| \\ 0 \Rightarrow |f_{ij}^W(m_1^k, m_2^k)| \geq |f_{ij}^W(\mu_1^k, \mu_2^k)| + \varepsilon \end{cases}$$

- $\varepsilon > 0$ – добавка, повышающая стойкость ЦВЗ
- Поясним на примере $b_k = 1$:
 - Если $|f_{ij}(m_1^k, m_2^k)| + \varepsilon \leq |f_{ij}(\mu_1^k, \mu_2^k)|$, то $f_{ij}^W = f_{ij}$ в блоке (i, j)
 - Иначе:

$$\begin{aligned}\delta &= |f_{ij}(m_1^k, m_2^k)| - |f_{ij}(\mu_1^k, \mu_2^k)|, \\ f_{ij}^W(m_1^k, m_2^k) &= f_{ij}(m_1^k, m_2^k) - \delta/2, \\ f_{ij}^W(\mu_1^k, \mu_2^k) &= f_{ij}^W(\mu_1^k, \mu_2^k) + \delta/2.\end{aligned}$$