



# 视频隐写分析技术进展和研究

北京邮电大学 网络安全学院 信息安全中心

杨 榆 博士/副教授/硕 导

二零二三年 6月

# 项目背景

**美国国家安全局**自2007年起开始实施的绝密电子监听计划，能够对即时通信和既存资料进行**深度的监听**。

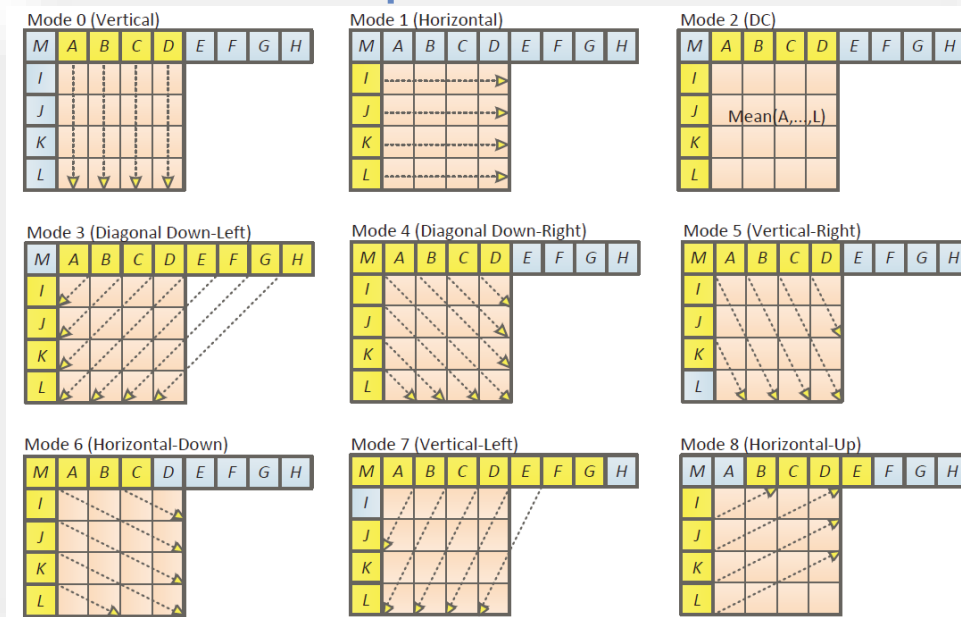
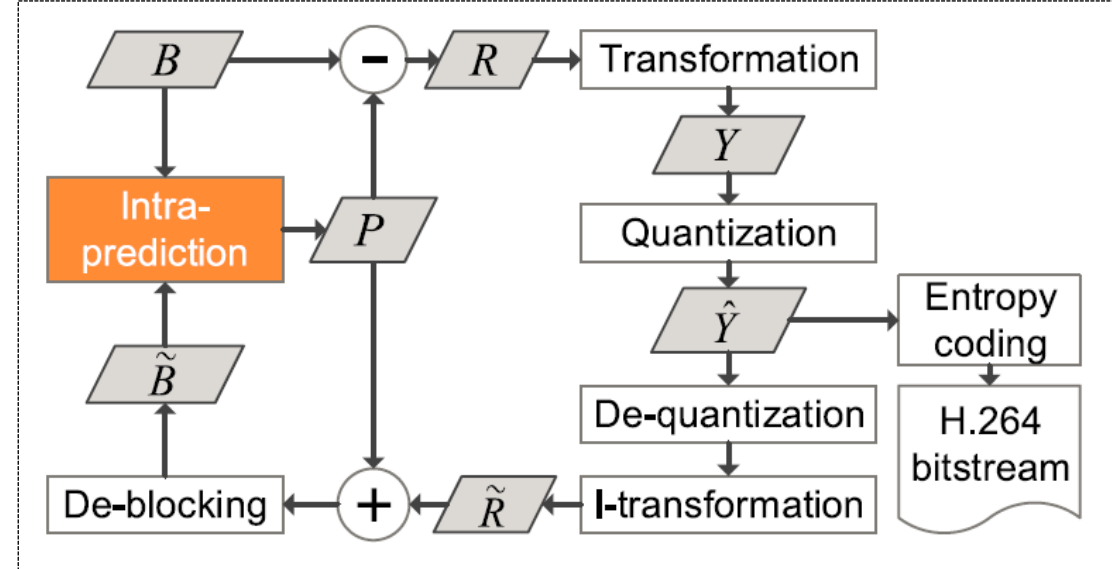
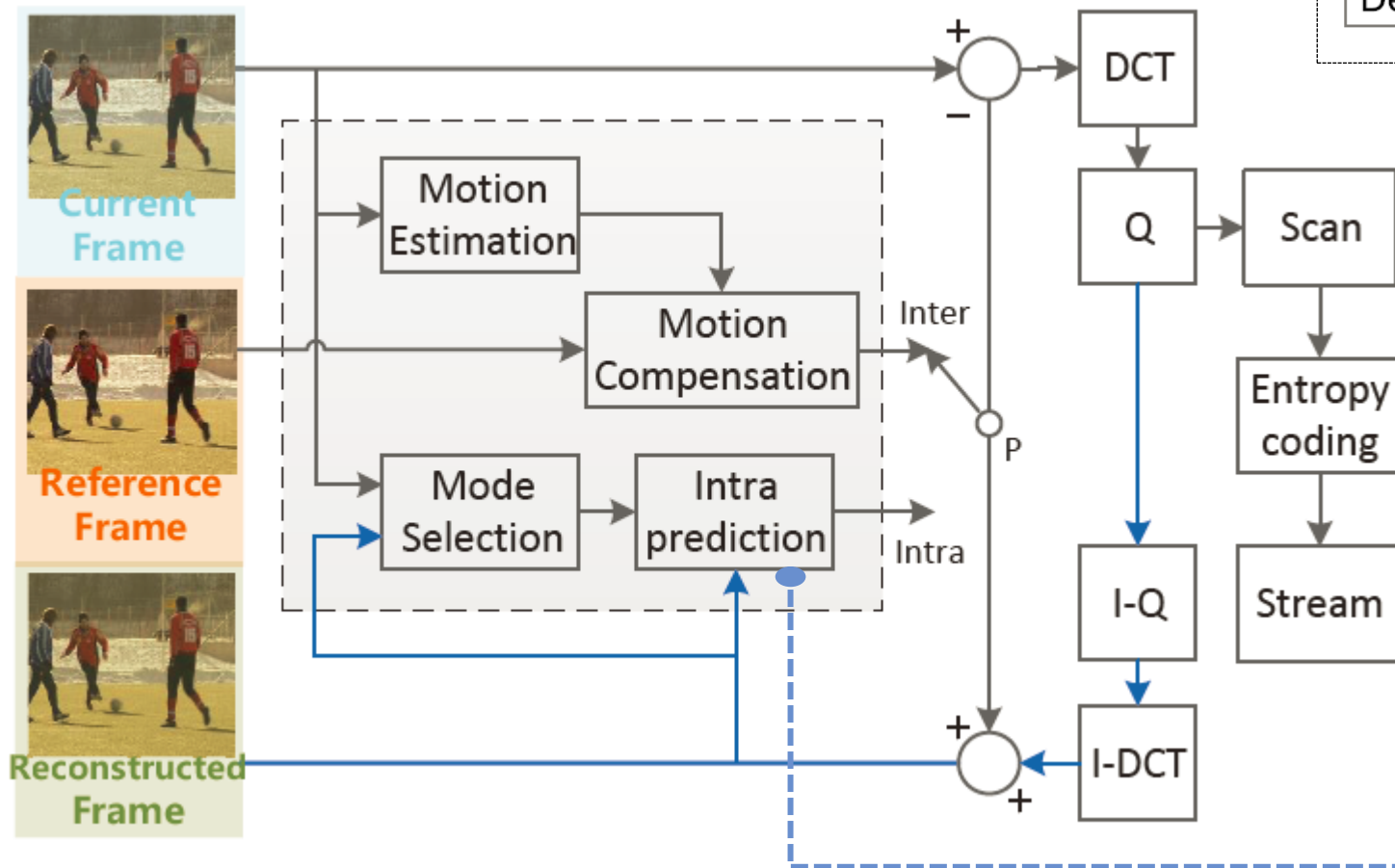
许可的**监听对象**包括任何在美国以外地区使用参与计划公司服务的客户，或是任何**与国外人士通信的美国公民**。

国家安全局在PRISM计划中可以获得的**数据电子邮件、视频和语音交谈、影片、照片、VoIP交谈内容、档案传输、登入通知**，以及社交网络细节。

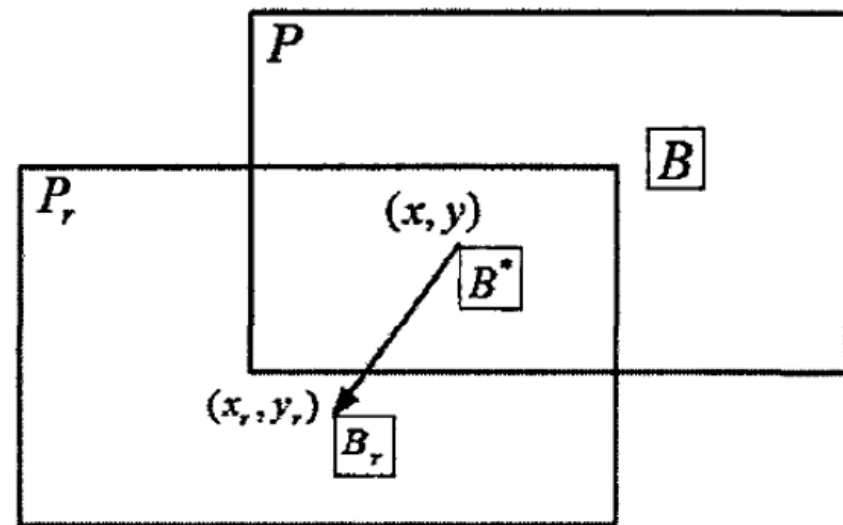
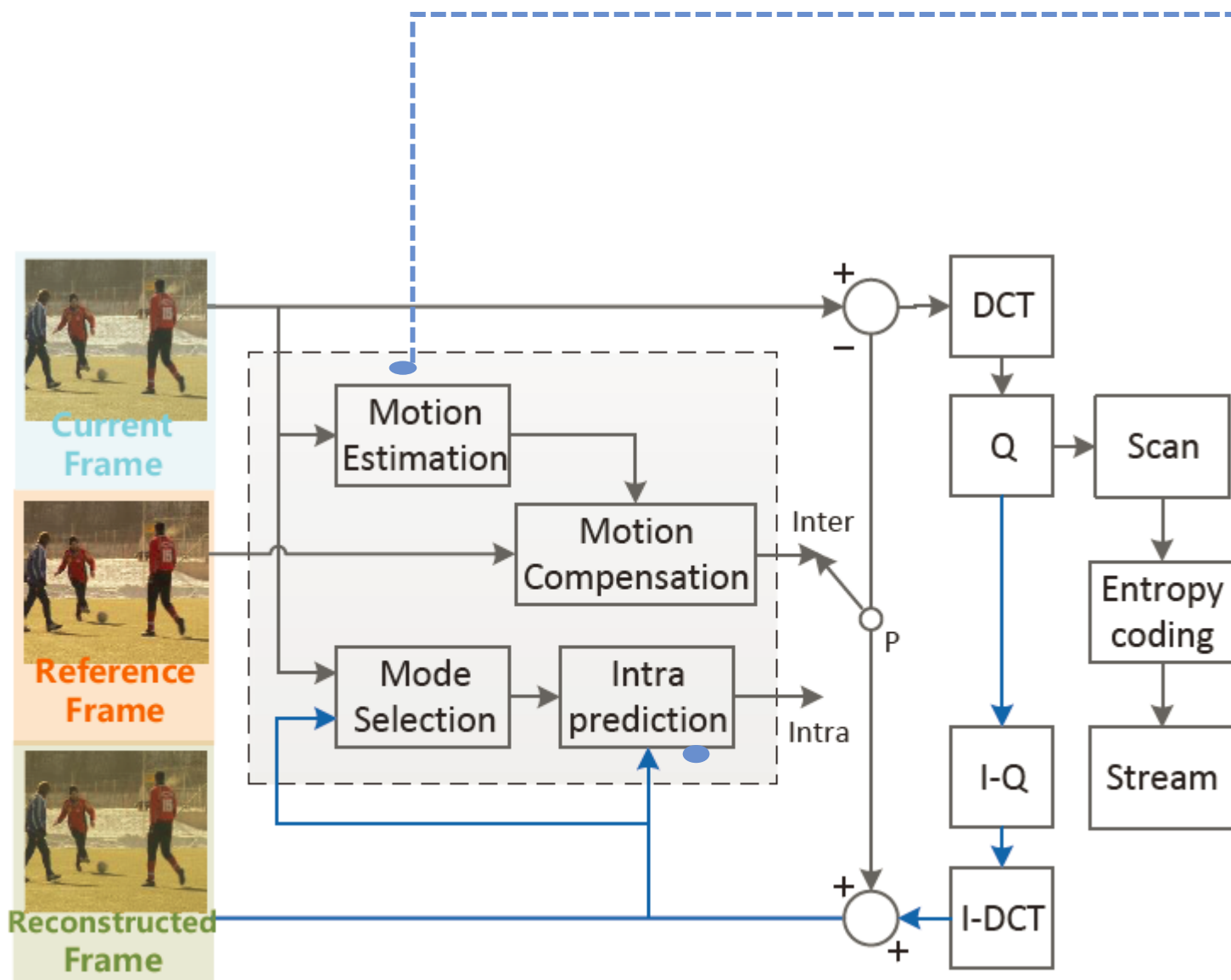


隐写术作为一种隐蔽传递消息的技术，往往被不法分子利用，传递大量的机密信息或恶意信息。随着互联网的发展和应用的普及，**三维视频的应用范围和影响力越来越广泛**，由于**视频中的冗余信息量较大**，其成为了隐写技术中常用的载体，目前的视频隐写分析技术难以取得效果。研究视频隐写分析技术可以帮助维护社会公共利益和个人权益，防范色情、赌博、毒品等违法信息的传播和影响，可以帮助保护国家和社会稳定，防范恐怖主义、网络犯罪等威胁，因此三维视频隐写分析技术的研制具有重要的现实意义和应用价值，

# H.264原理



# H.264原理



$$\mathbf{MV} = (mv_x, mv_y) = (x_r - x, y_r - y)$$

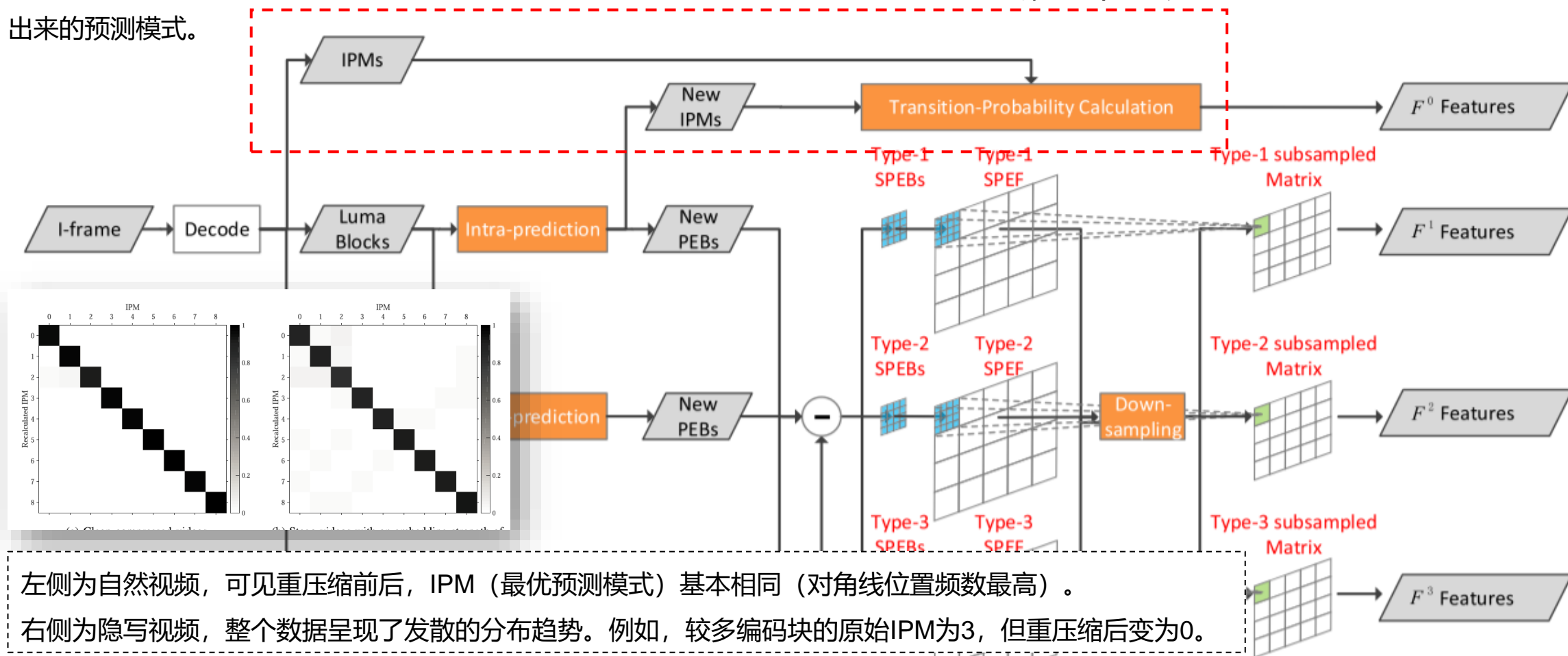
# 算法1

—— 基于差分预测误差块(PEB)的 H.264/AVC 视频隐写分析

$$F^0 = \{F_k^0\}_{k=0}^8 = \{P(m' = k|m = k)\}_{k=0}^8$$

自然视频中，**重压缩前后**，大部份子块最优预测模式相同，但隐写后则不然。 $F^0$ 特征刻画了视频帧预测模式保存最优的概率。m是原始预测模式，m'是根据解压缩视频帧重新计算出来的预测模式。

隐写破坏了PEB的一致性，且PEB受语义的干扰更小，更适合用于检测隐写。针对不同类型的参考PEB，计算PEB差分，并运用转移概率捕获不一致。



# 算法1

—— 基于差分预测误差块的 H.264/AVC 视频隐写分析

重压缩前后，邻域PEB差分因隐写渐趋发散。

$$F^1 = \{M_{u,v}^{\circ,\rightarrow}, M_{u,v}^{\circ,\nearrow}, M_{u,v}^{\circ,\searrow}, M_{u,v}^{\circ,\downarrow}\}$$

PEB具有很强的相关性，隐写破坏了这种相关性。对于自然视频，邻域块的重压缩后前后PEB差分趋于一致，但隐写视频则呈现发散的特性。

$\Delta^\circ R_{i,j} = R_{i,j}^m - R_{i,j}^{m'}$   
 $R_{i,j}^m, R_{i,j}^{m'}$ : 重压缩前和后的PEB (预测误差块),  $i,j$ 表示子块位置;  
 $\Delta^\circ R_{i,j}$ : 重压缩前后的PEB差分, SPEB.

$$d_{i,j}^\circ = \mathcal{T}(Q(\mathcal{M}(\Delta^\circ R_{i,j}))) = \mathcal{T}(Q(\frac{1}{N} \sum |R_{i,j}^m - R_{i,j}^{m'}|))$$

$d_{i,j}^\circ$ : 用平均绝对PEB差分来度量第 $i,j$ 个子块重压缩前后PEB的差异程度。  
 $D = \{d_{i,j}^\circ\}$  重压缩抖动矩阵

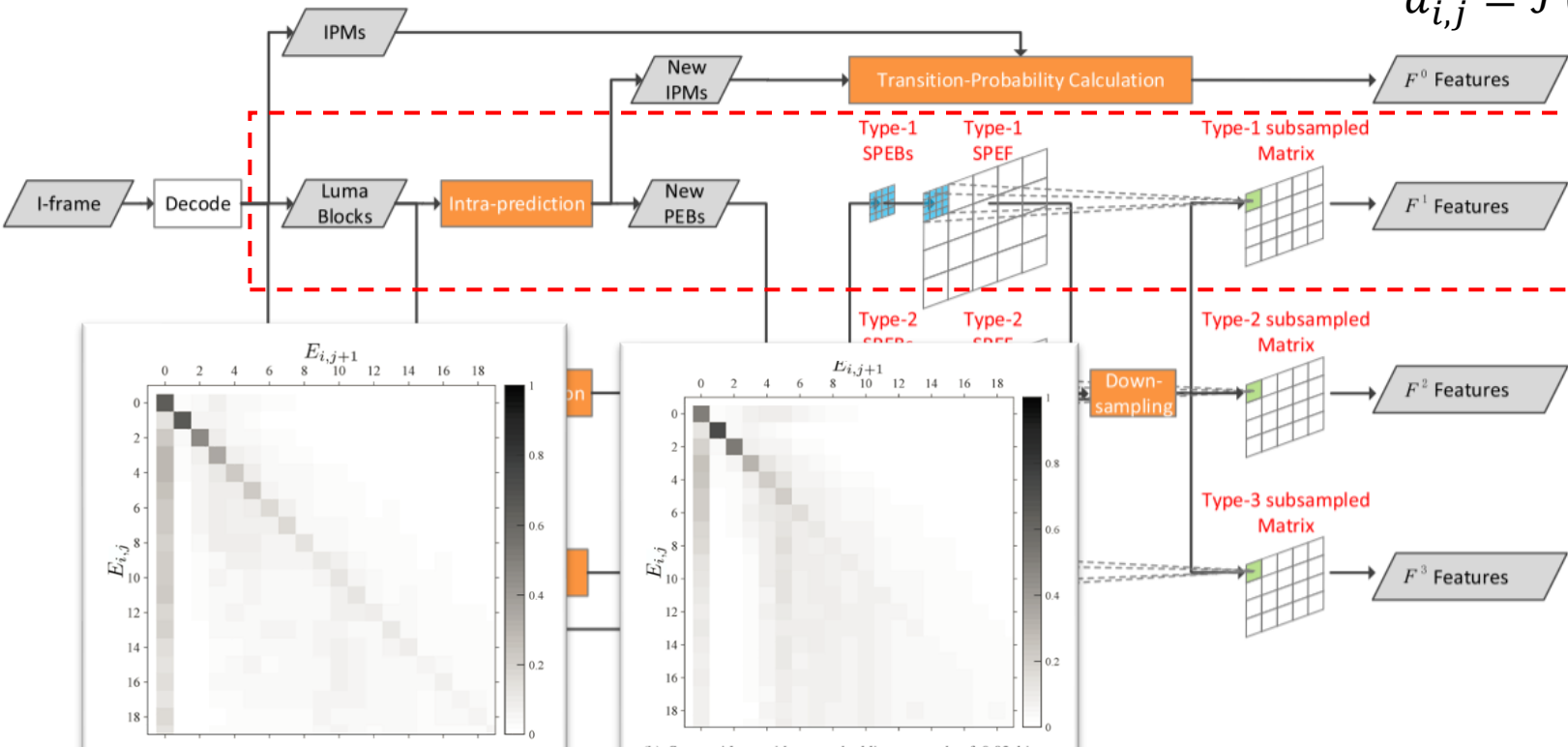
$$M_{u,v}^{\circ,\rightarrow} = P(D_{i,j+1}^\circ = u | D_{i,j}^\circ = v) \quad u, v \in \{0 \dots T\}$$

$$M_{u,v}^{\circ,\nearrow} = P(D_{i-1,j+1}^\circ = u | D_{i,j}^\circ = v)$$

$$M_{u,v}^{\circ,\searrow} = P(D_{i+1,j+1}^\circ = u | D_{i,j}^\circ = v)$$

$$M_{u,v}^{\circ,\downarrow} = P(D_{i+1,j}^\circ = u | D_{i,j}^\circ = v)$$

$M_{u,v}^{\circ,\rightarrow}$ : 水平方向邻域转移概率。图示形象地展示了这种分布。截断后的平均绝对差取值范围为0, T, 邻域转移模式有 (0, 0) (0, 1) ... (T, T) 共 $(T+1)^2$ 种排列, 重压缩PEB抖动度矩阵D在这些排列上分布, 即出现特定排列的频率, 即为转移概率矩阵。



自然视频中空间相邻的子块，因重压缩带来的抖动水平相近。例如，左侧子图，第 $(i,j)$ 子块的抖动水平为0，且右侧相邻子块也为0的情况，出现次数最多。而右侧隐写视频子图中，邻域子块的抖动水平发散为4,5,6..10等各种情况。



# 算法1

—— 基于差分预测误差块的 H.264/AVC 视频隐写分析

相邻时间序列的PEB之间的不一致性。

PEB具有很强的相关性，隐写破坏了这种相关性。对于自然视频，时间序列相邻PEB之间趋于一致，但隐写视频则呈现发散的特性。

$$F^2 = \{M_{u,v}^{\bullet,\rightarrow}, M_{u,v}^{\bullet,\nearrow}, M_{u,v}^{\bullet,\searrow}, M_{u,v}^{\bullet,\downarrow}\}$$

$$\Delta^{\bullet} R_{i,j} = R_{i,j}^t - R_{i,j}^{t+1} \quad D = \{d_{i,j}^{\bullet}\} \text{ 时间抖动矩阵}$$

$$d_{i,j}^{\bullet} = \mathcal{T}(Q(\mathcal{M}(\Delta^{\bullet} R_{i,j}))) = \mathcal{T}(Q(\frac{1}{N} \sum |R_{i,j}^t - R_{i,j}^{t+1}|))$$

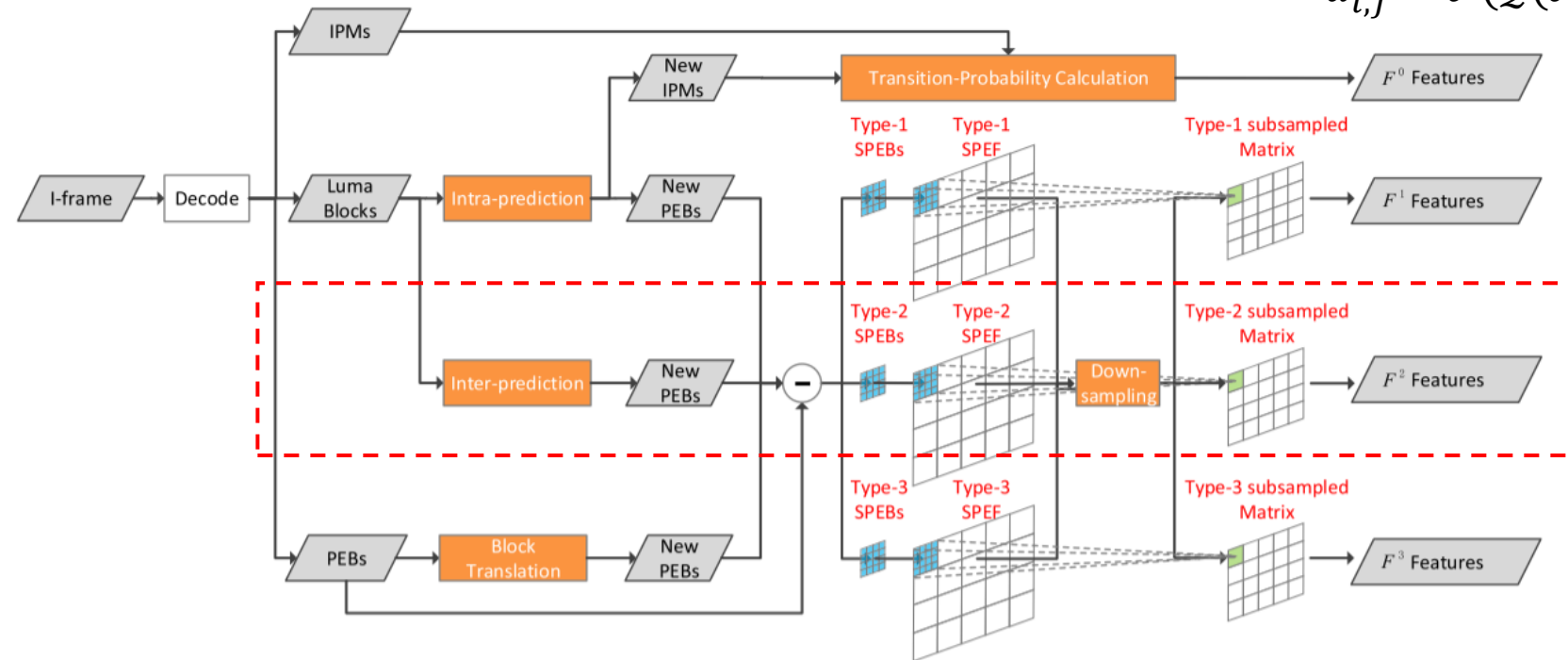
$$M_{u,v}^{\bullet,\rightarrow} = P(D_{i,j+1}^{\bullet} = u | D_{i,j}^{\bullet} = v)$$

$$M_{u,v}^{\bullet,\nearrow} = P(D_{i-1,j+1}^{\bullet} = u | D_{i,j}^{\bullet} = v)$$

$$M_{u,v}^{\bullet,\searrow} = P(D_{i+1,j+1}^{\bullet} = u | D_{i,j}^{\bullet} = v)$$

$$M_{u,v}^{\bullet,\downarrow} = P(D_{i+1,j}^{\bullet} = u | D_{i,j}^{\bullet} = v)$$

$$u, v \in \{0, \dots, T\}$$



# 算法1

—— 基于差分预测误差块的 H.264/AVC 视频隐写分析

邻域PEB之间的一致性。

PEB具有很强的相关性，隐写破坏了这种相关性。对于自然视频，空间位置相邻的PEB之间趋于一致，但隐写视频则呈现发散的特性。

$$F^3 = \{M_{u,v}^{\rightarrow,\rightarrow}, M_{u,v}^{\rightarrow,\nearrow}, M_{u,v}^{\rightarrow,\searrow}, M_{u,v}^{\rightarrow,\downarrow}, \dots, M_{u,v}^{\downarrow,\downarrow}\}$$

$$\Delta^{\rightarrow} R_{i,j} = R_{i,j} - R_{i,j+1} \quad D^{\rightarrow} = \{d_{i,j}^{\rightarrow}\}$$

空间抖动矩阵——水平方向

$$d_{i,j}^{\rightarrow} = \mathcal{T}(Q(\mathcal{M}(\Delta^{\rightarrow} R_{i,j}))) = \mathcal{T}(Q(\frac{1}{N} \sum |R_{i,j} - R_{i,j+1}|))$$

$$M_{u,v}^{\rightarrow,\rightarrow} = P(D_{i,j+1}^{\rightarrow} = u | D_{i,j}^{\rightarrow} = v)$$

$$M_{u,v}^{\rightarrow,\nearrow} = P(D_{i-1,j+1}^{\rightarrow} = u | D_{i,j}^{\rightarrow} = v)$$

$$M_{u,v}^{\rightarrow,\searrow} = P(D_{i+1,j+1}^{\rightarrow} = u | D_{i,j}^{\rightarrow} = v)$$

$$M_{u,v}^{\rightarrow,\downarrow} = P(D_{i+1,j}^{\rightarrow} = u | D_{i,j}^{\rightarrow} = v)$$

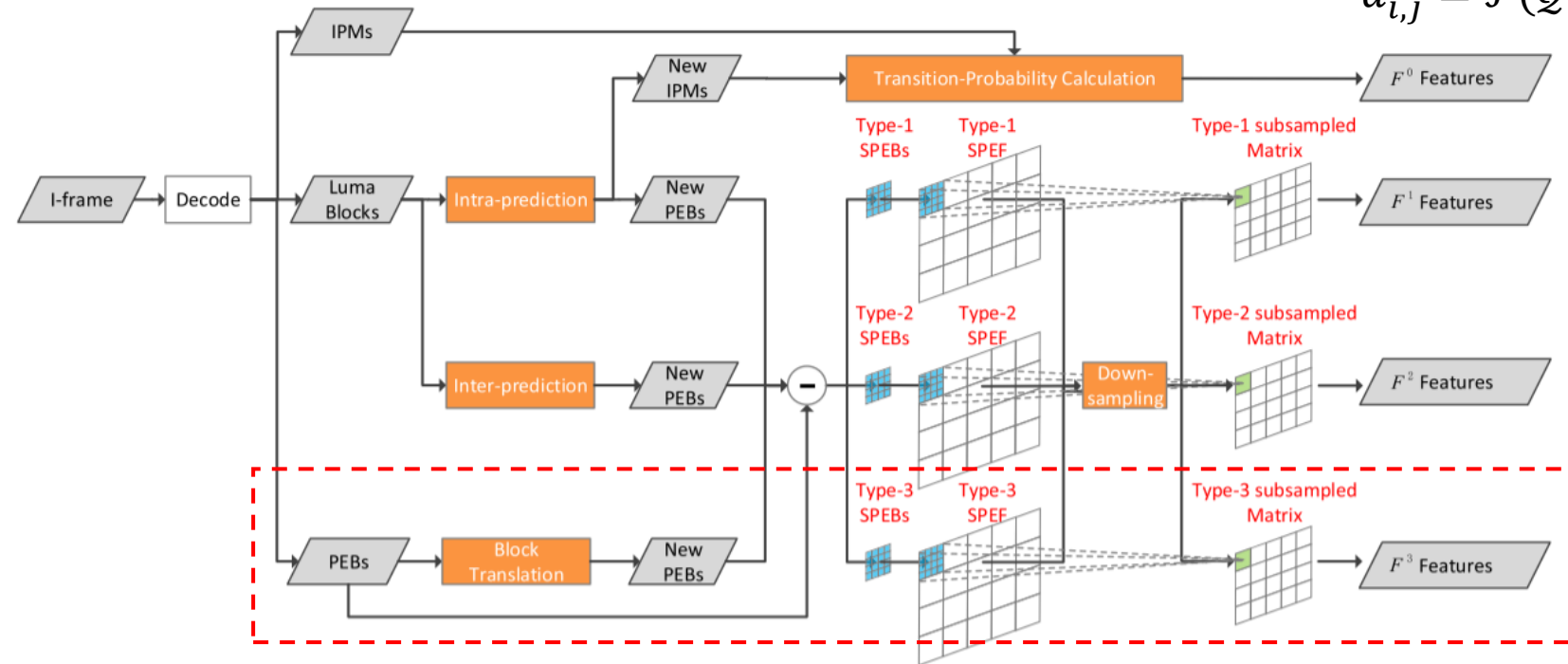
$$M_{u,v}^{\nearrow,\rightarrow} = P(D_{i,j+1}^{\nearrow} = u | D_{i,j}^{\nearrow} = v)$$

$$M_{u,v}^{\nearrow,\nearrow} = P(D_{i-1,j+1}^{\nearrow} = u | D_{i,j}^{\nearrow} = v)$$

...

$$M_{u,v}^{\downarrow,\downarrow} = P(D_{i+1,j}^{\downarrow} = u | D_{i,j}^{\downarrow} = v)$$

$$u, v \in \{0, \dots, T\}$$





算法1

—— 性能分析

在不同的QP(Quantization Parameter)下利用两种先进隐写分析算法COMM 和 VDCTR 进行比较。实验同时证明在训练数据和测试数据等先验知识都有限的情况下方案仍然有效，部分实验结果如下。

Target Methods	ES (bpc)	QP = 20			QP = 30			QP = 40		
		COMMM	VDCTR	Proposed	COMMM	VDCTR	Proposed	COMMM	VDCTR	Proposed
Tar1	0.01	50.76	52.42	<b>82.70</b>	53.49	65.74	<b>88.26</b>	57.26	74.77	<b>86.31</b>
	0.02	51.76	54.52	<b>91.98</b>	56.88	76.32	<b>96.78</b>	59.64	84.60	<b>96.81</b>
Tar2	0.01	51.15	52.17	<b>86.90</b>	53.21	65.09	<b>90.94</b>	57.33	74.63	<b>90.86</b>
	0.02	51.79	55.04	<b>94.07</b>	55.88	76.12	<b>98.52</b>	59.64	84.78	<b>98.31</b>
Tar3	0.05	50.20	50.25	<b>68.32</b>	50.81	50.11	<b>80.12</b>	51.22	52.36	<b>81.61</b>
	0.10	50.30	50.16	<b>81.00</b>	51.04	50.41	<b>93.60</b>	51.84	57.64	<b>92.31</b>

Target Methods	ES (bpc)	QP = 20			QP = 30			QP = 40		
		COMMM	VDCTR	Proposed	COMMM	VDCTR	Proposed	COMMM	VDCTR	Proposed
Tar1	0.01	52.13	65.97	<b>98.22</b>	53.04	82.21	<b>97.55</b>	54.17	86.20	<b>94.16</b>
	0.02	53.23	76.28	<b>99.08</b>	53.78	89.98	<b>98.85</b>	55.17	91.56	<b>98.14</b>
Tar2	0.01	51.64	66.24	<b>98.39</b>	53.35	81.15	<b>97.24</b>	53.88	86.03	<b>94.15</b>
	0.02	51.96	76.20	<b>99.07</b>	54.77	89.13	<b>98.72</b>	55.56	91.15	<b>98.00</b>
Tar3	0.05	50.33	50.84	<b>91.84</b>	50.99	51.38	<b>95.76</b>	51.07	58.61	<b>90.95</b>
	0.10	50.49	52.71	<b>96.81</b>	51.04	53.88	<b>97.90</b>	51.23	70.23	<b>95.23</b>

Tar1~Tar3分别指代不同隐写方法生成的样本，来源如下：

Tar1：《A data hiding algorithm for H.264/AVC video streams without intra-frame distortion drift》

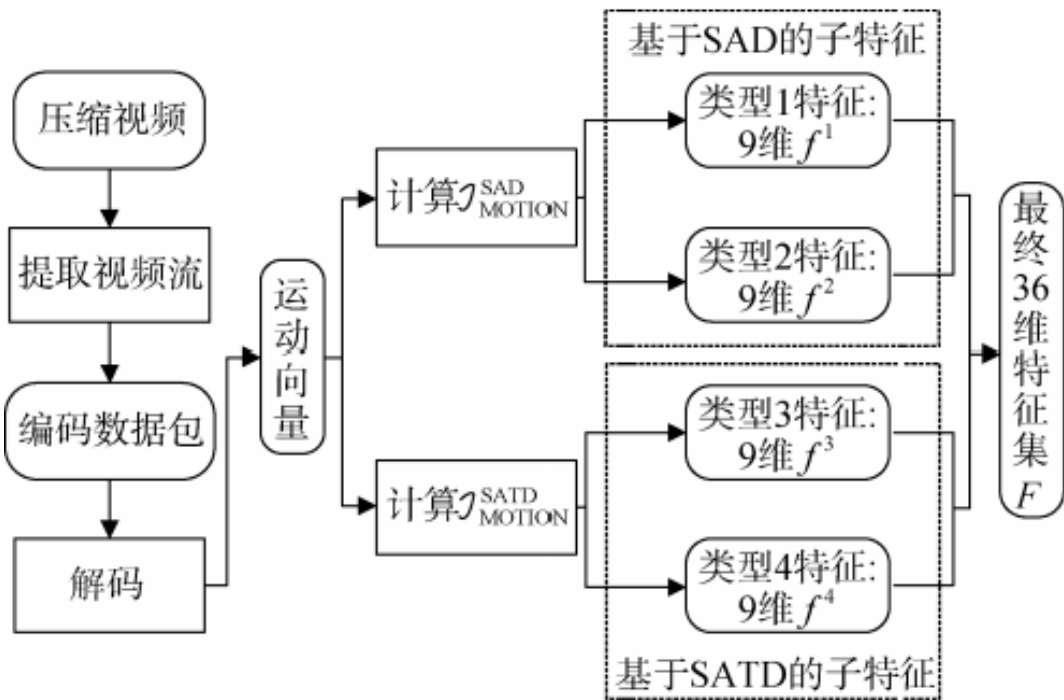
Tar2：《An improved DCT-based perturbation scheme for high capacity data hiding in H.264/AVC intra frames》

Tar3：《Cover block decoupling for content-adaptive H.264 steganography》

# 算法2

—— 基于运动向量局部最优估计的 H.264/AVC 视频隐写分析

隐写会破坏运动向量的局部最优性质，算法设计局部最优判定准则来提高隐写分析方法的检测性能。该算法分析考虑编码损失和编码运动向量所需位长。



## 运动向量和运动补偿

为了充分利用时间冗余，编码当前块时，从参考帧 $I_r$ 中选择相似块作为参考块 $B_r$ ，当前块 $B$ 与参考块 $B_r$ 之间的空间位置偏移称为运动向量，参考块 $B_r$ 通过运动补偿算法得到预测块 $P$ ，视频编码只对运动向量和预测误差（ $B - P$ ）进行熵编码，以此压缩编码长度。

## 隐写破坏局部最优

编码时搜索确定的运动向量具有局部最优特性。隐写可能修改运动向量，因此破坏了其最优特性。所以，只要检查码流中的运动向量是否局部最优，即可判定视频是否被隐写。

## 局部最优的评价

最优是指率失真最优，包含两个部份，一是 $D(s_{rec}^v, s_m)$ 评价当前块和参考块的感知差异水平，可以计算像素的绝对差值和（SAD评价标准）或差值哈达玛变换之和（SATD标准）来度量。另一部份计算编码运动向量的所需位数，即编码长度。两部分影响力通过拉格朗日乘子均衡。

## 隐写分析难点

这一思路的难点在于，分析时，我们没有未压缩视频，也不知晓参数（拉格朗日乘子）。

# 算法2

—— 基于运动向量局部最优估计的 H.264/AVC 视频隐写分析

隐写会破坏运动向量的局部最优性质，算法设计局部最优判定准则来提高隐写分析方法的检测性能。该算法分析考虑编码损失和编码运动向量所需位长。

## 局部最优属性检验

为检查局部最优特性，对于每一个运动向量，以其周边8邻域和它自身构成一个局部搜索空间，空间中每个矢量定位到一个参考块，并计算搜索空间中每一个位置对应的率失真，选取最小率失真作为**局部最优**。

其中，率失真综合评价了编码损失（也就是压缩编码引起的视觉失真）和码速率（也就是压缩强度）

## 参数估计

拉格朗日乘子 $\lambda_{MOTION}$ 被用于平衡运动估计码率 $R_{MOTION}$ （即编码所需位长度）和编码失真 $D$ （视觉损失）两项指标。较小的 $\lambda_{MOTION}$ 会更强调最小化编码失真 $D$ ，从而允许更高的比特率；而较大的 $\lambda_{MOTION}$ 会倾向于通过增加编码失真来最小化 $R_{MOTION}$ 。估计方法如下：

$$\lambda_{MOTION} = \sqrt{0.85 \cdot 2^{(Q_{H.264}-12)/3}}$$

$$V_i = (x_i, y_i) (i \in [1, N])$$

$$\Omega(V_i) = \{x_i - 1, x_i, x_i + 1\} \times \{y_i - 1, y_i, y_i + 1\}$$

$$J_{MOTION}^D(\mathbf{m}) = \mathcal{D}(\mathbf{S}_{rec}^v, \mathbf{S}_m) + \lambda_{MOTION} R_{MOTION}(\mathbf{m}); m_i^j \in \Omega(V_i)$$

$$J_{min}^D(\Omega(V_i)) = \min_m J_{MOTION}^D(\mathbf{m})$$

$m_i^1$ ( $x_i - 1, y_i - 1$ )	$m_i^2$ ( $x_i, y_i - 1$ )	$m_i^3$ ( $x_i + 1, y_i - 1$ )	$J_{MOTION}^D(m_i^1)$	$J_{MOTION}^D(m_i^2)$	$J_{MOTION}^D(m_i^3)$
$m_i^4$ ( $x_i - 1, y_i$ )	$m_i^5(V_i)$ ( $x_i, y_i$ )	$m_i^6$ ( $x_i + 1, y_i$ )	$J_{MOTION}^D(m_i^4)$	$J_{MOTION}^D(m_i^5)$	$J_{MOTION}^D(m_i^6)$
$m_i^7$ ( $x_i - 1, y_i + 1$ )	$m_i^8$ ( $x_i, y_i + 1$ )	$m_i^9$ ( $x_i + 1, y_i + 1$ )	$J_{MOTION}^D(m_i^7)$	$J_{MOTION}^D(m_i^8)$	$J_{MOTION}^D(m_i^9)$

# 算法2

—— 基于运动向量局部最优估计的 H.264/AVC 视频隐写分析

$m_i^1$ $(x_i - 1, y_i - 1)$	$m_i^2$ $(x_i, y_i - 1)$	$m_i^3$ $(x_i + 1, y_i - 1)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^1)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^2)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^3)$
$m_i^4$ $(x_i - 1, y_i)$	$m_i^5(V_i)$ $(x_i, y_i)$	$m_i^6$ $(x_i + 1, y_i)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^4)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^5)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^6)$
$m_i^7$ $(x_i - 1, y_i + 1)$	$m_i^8$ $(x_i, y_i + 1)$	$m_i^9$ $(x_i + 1, y_i + 1)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^7)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^8)$	$J_{\text{MOTION}}^{\mathcal{D}}(m_i^9)$

第1类特征：

刻画SAD准则下，运动向量局部最优在其搜索空间中的分布

$$f^1(k) = P \left( J_{\text{MOTION}}^{\text{SAD}}(m_i^k) = J_{\min}^{\text{SAD}}(\Omega(V_i)) \right)$$

各运动向量对应的局部最优为其搜索空间中第k个候选向量的概率

第3类特征：

刻画SATD准则下，运动向量局部最优在其搜索空间中的分布

$$f^3(k) = P \left( J_{\text{MOTION}}^{\text{SATD}}(m_i^k) = J_{\min}^{\text{SATD}}(\Omega(V_i)) \right)$$

第2类特征： SAD准则下， 度量当前与局部最优运动向量对应的率失真差异

$$f^2(k) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^N \exp \left\{ \frac{|J_{\text{MOTION}}^{\text{SAD}}(V_i) - J_{\min}^{\text{SAD}}(\Omega(V_i))|}{J_{\text{MOTION}}^{\text{SAD}}(V_i)} \right\} \cdot \delta \left( J_{\min}^{\text{SAD}}(\Omega(V_i)), J_{\text{MOTION}}^{\text{SAD}}(m_i^k) \right)$$

第4类特征： SATD准则下， 度量当前与局部最优运动向量对应的率失真差异

$$f^4(k) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^N \exp \left\{ \frac{|J_{\text{MOTION}}^{\text{SATD}}(V_i) - J_{\min}^{\text{SATD}}(\Omega(V_i))|}{J_{\text{MOTION}}^{\text{SATD}}(V_i)} \right\} \cdot \delta \left( J_{\min}^{\text{SATD}}(\Omega(V_i)), J_{\text{MOTION}}^{\text{SATD}}(m_i^k) \right)$$

$$SAD(A, B) = \sum_{i,j} |A(i, j) - B(i, j)|$$

$$SATD(A, B) = \sum_{i,j} |H(A(i, j) - B(i, j))|$$

隐写破坏了运动向量的局部最优特性，如果待测视频是自然视频，那么局部最优大概率会**出现在原始位置**。

因此，一类特征刻画了运动向量局部最优在其**搜索空间中的分布**。

另一类特征用相对差刻画了当前运动向量与局部最优运动向量率失真的**偏离程度**。

两类特征分别以绝对差值和SAD和绝对变换差值和SATD度量。

# 算法2

—— 性能分析

部分实验如下表所示，对比AoSO、IMVRB 和算法提出的特征对 Tar1-2 的平均检测准确率。算法准确率具有优势，而且在不同的 FSA（Fast Search Algorithm，运动估计所用的快速搜索算法）下可以保持良好的隐写分析性能。

CMVR	Fast Search Algorithm	Bitrate (mb/s)			0.5			3			10		
		Features			AoSO	IMVRB	Ours	AoSO	IMVRB	Ours	AoSO	IMVRB	Ours
0.05	DIA				84.16	80.07	99.01	97.65	82.96	99.31	98.27	85.34	99.19
	HEX				84.88	80.71	99.14	97.88	82.57	99.22	98.69	87.01	99.17
	UMH				84.78	80.25	99.26	97.49	83.17	99.23	98.74	86.61	99.25
0.1	DIA				88.26	89.56	99.64	98.80	93.52	99.43	99.31	97.09	98.89
	HEX				88.37	89.43	99.56	98.82	93.12	99.50	99.14	98.48	99.04
	UMH				88.40	89.39	99.70	98.60	92.25	99.34	99.09	97.82	98.91

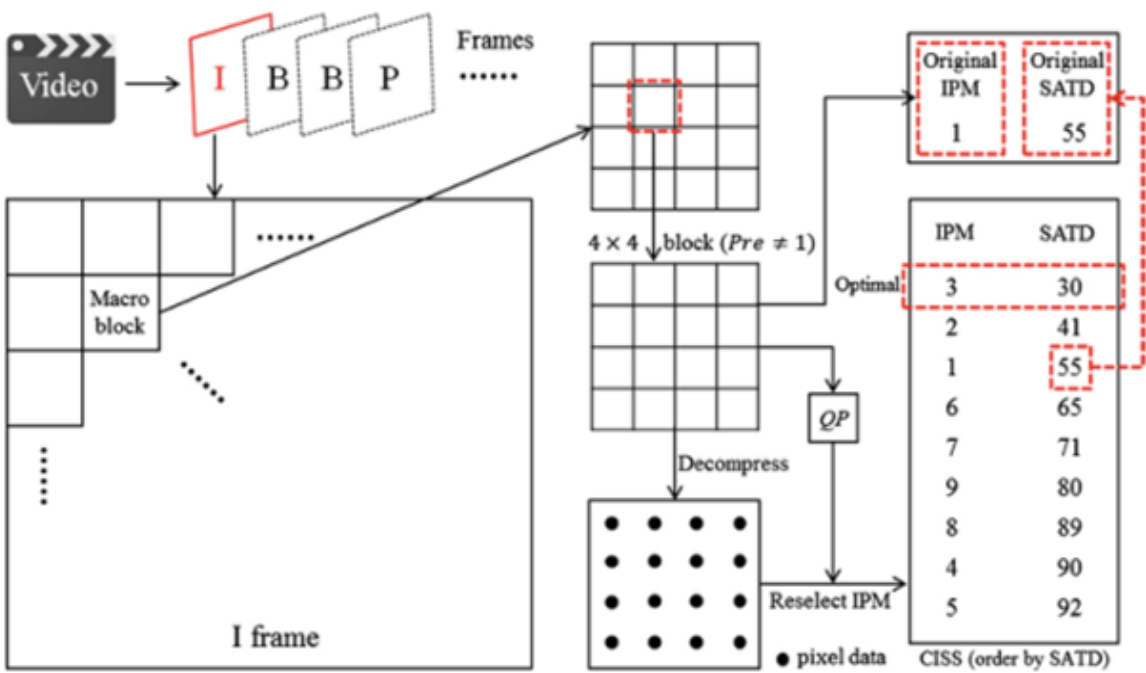
CMVR	Fast Search Algorithm	Bitrate (mb/s)			0.5			3			10		
		Features			AoSO	IMVRB	Ours	AoSO	IMVRB	Ours	AoSO	IMVRB	Ours
0.05	DIA				79.97	71.58	87.40	87.43	81.30	88.55	88.29	86.62	90.01
	HEX				78.61	71.96	87.45	87.18	82.61	88.11	87.97	86.85	89.35
	UMH				79.73	72.70	87.07	87.30	81.54	88.58	87.89	86.79	88.98
0.1	DIA				90.32	86.63	95.48	96.74	96.31	95.52	96.81	97.22	95.76
	HEX				90.28	87.14	94.73	96.36	96.25	96.31	96.77	96.91	95.82
	UMH				89.81	87.05	95.21	96.61	96.23	95.66	96.79	97.17	95.98

Tar1~Tar3分别指代不同隐写方法生成的样本，来源如下：  
Tar1：《Data hiding in motion vectors of compressed video based on their associated prediction error》  
Tar2：《Defining embedding distortion for motion vector-based video steganography》

算法3

—— 基于帧内预测模式校准的视频隐写分析

压缩编码技术为了获取尽可能好的视觉效果同时兼顾尽可能低的码率，通常选择最优IPM。  
隐写却会对其产生干扰。表现为视频解码重压缩后，**帧内预测模式IPM**发生了变化。



解压缩参数（量化参数QP）、宏块模式直接从码流中提取，计算9种IPM及其对应的SATD代价，选择代价最小的IPM作为最优IPM，而后比较估计所得IPM与待检测视频中的IPM

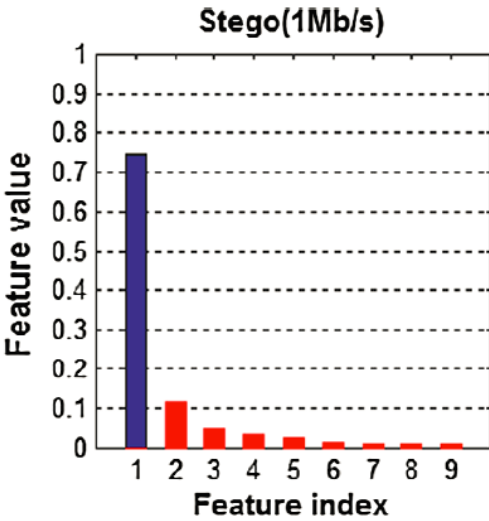
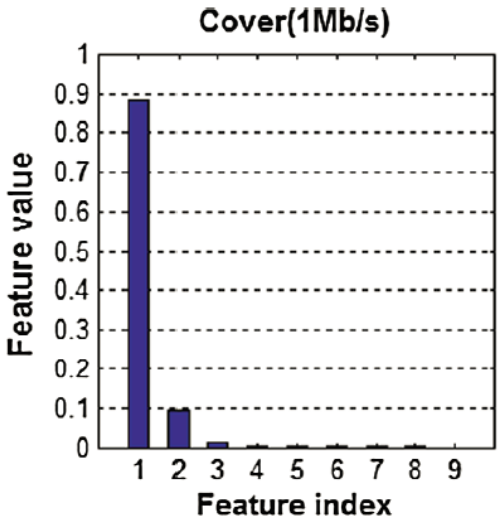
首先，对视频解压缩，计算子块预测模式及对应代价，依代价按升序建表，选代价最小的预测模式为最优预测模式，将其与原始IPM进行比较。

第一类特征，计算这两种IPM的转移概率。如图所示，对于自然视频，90%的小块，原始IPM与重新计算的IPM相同，隐写视频，大量小块的IPM是重算后的次优、第3或更后顺位IPM

第1类特征：度量原始IPM和最优IPM之间的转移概率。

$$F_x^k = \frac{\sum_{l=1}^{L_k} \delta(I_l, \tilde{I}_{l,x})}{L_k}$$

$I_l$ 和 $\tilde{I}_{l,x}$ 分别是块 $l$ 的原始和重压缩时第 $x$ 优预测模式





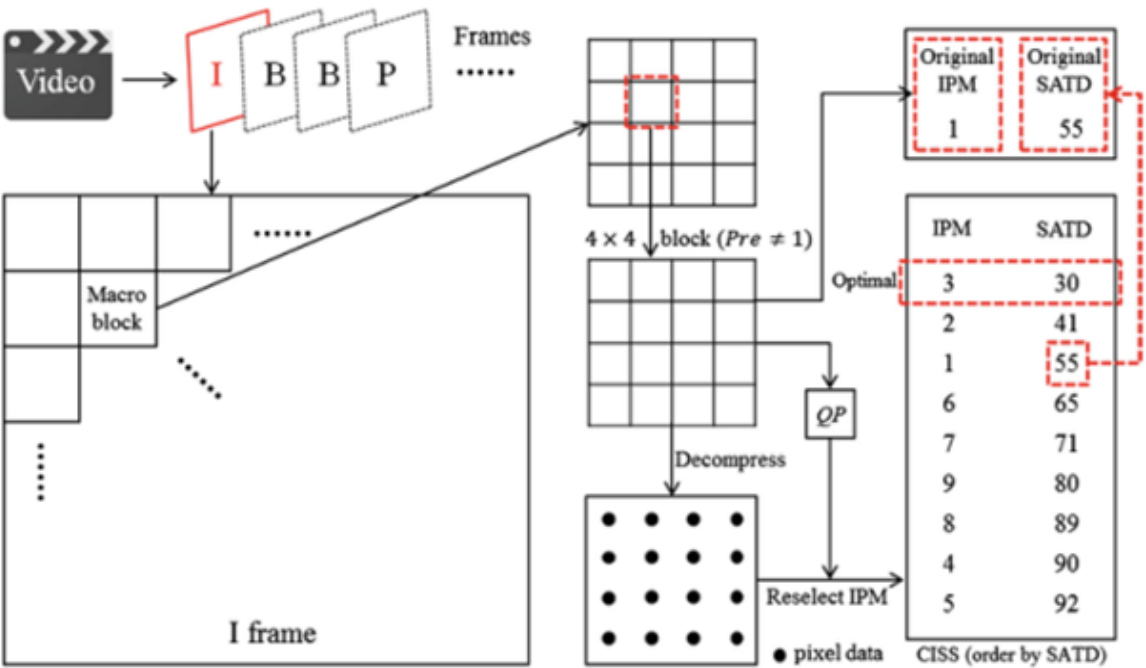
# 算法3

—— 基于帧内预测模式校准的视频隐写分析

压缩编码技术为了获取尽可能好的视觉效果同时兼顾尽可能低的码率，通常选择最优IPM。

隐写却会对其产生干扰。表现为视频解码重压缩后，帧内预测模式IPM发生了变化。

$$\varphi_1(D_l, \tilde{D}_l) = \begin{cases} 1, & |\frac{D_l - \tilde{D}_l}{\tilde{D}_l}| \leq \beta \\ 0, & \text{else} \end{cases}; \varphi_2(D_l, \tilde{D}_l) = \begin{cases} 1, & \beta < |\frac{D_l - \tilde{D}_l}{\tilde{D}_l}| \leq 2\beta \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
$$\varphi_3(D_l, \tilde{D}_l) = \begin{cases} 1, & 2\beta < |\frac{D_l - \tilde{D}_l}{\tilde{D}_l}| \leq 3\beta \\ 0, & \text{else} \end{cases}; \varphi_4(D_l, \tilde{D}_l) = \begin{cases} 1, & |\frac{D_l - \tilde{D}_l}{\tilde{D}_l}| > 3\beta \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$



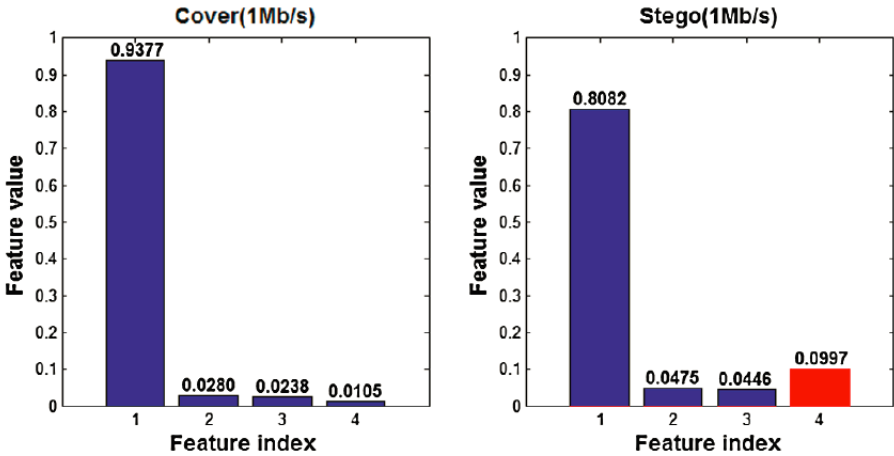
解压缩参数（量化参数QP）、宏块模式直接从码流中提取，计算9种IPM及其对应的SATD代价，选择代价最小的IPM作为最优IPM，而后比较估计所得IPM与待检测视频中的IPM

第2类特征再刻画了原始和重算后最后优IPM对应代价偏离程度的分布。如图所示，对于自然视频，90%的小块重压缩前后SATD相对变化小于1倍β，隐写视频，则比较分散。

第2类特征：刻画重压缩前后SATD距离的分布

$$F_{9+y}^k = \frac{\sum_{l=1}^{L_k} \varphi_y(D_l, \tilde{D}_l)}{L_k}$$

$D_l$ 和 $\tilde{D}_l$ 分别是块 $l$ 的原始和重压缩后最优预测模式对应的SATD。



# 算法3

—— 性能分析

实验在不同比特流下分别对比了PMC特征和TPMC特征的TP值和TN值，实验结果表明，在几乎所有的测试条件下，IPMC 特征都比 PMC 和 TPMC 具有优势，而且比特率越高，优势就越显著。

Steganography methods	Bit rate (Mb/s)	CPMR	PMC features		TPMC features		IPMC features	
			TP (%)	TN (%)	TP (%)	TN (%)	TP (%)	TN (%)
Tar1	1.0	1/24	51.0	75.8	50.0	73.5	77.1	98.6
		2/24	62.1		59.3		90.6	
		3/24	67.8		63.1		94.1	
		4/24	71.2		67.3		97.3	
	0.2	1/24	48.1	74.9	51.0	74.2	75.4	95.5
		2/24	61.9		60.0		89.1	
		3/24	68.1		62.4		93.6	
		4/24	73.3		64.7		96.2	
Tar2	1.0	1/16	56.0	75.8	52.0	73.5	84.5	98.6
		2/16	61.0		59.1		87.1	
		4/16	77.3		66.0		91.3	
		8/16	89.3		76.7		99.6	
	0.2	1/16	55.6	74.9	51.3	74.2	82.1	95.5
		2/16	59.2		56.9		85.1	
		4/16	78.1		69.7		90.6	
		8/16	89.1		77.2		96.5	
Feature dimension			9801		200		13	

Tar1~Tar2分别指代不同隐写方法生成的样本，来源如下：

Tar1：《An information hiding algorithm based on intra-prediction modes and matrix coding for H.264/AVC Video stream》

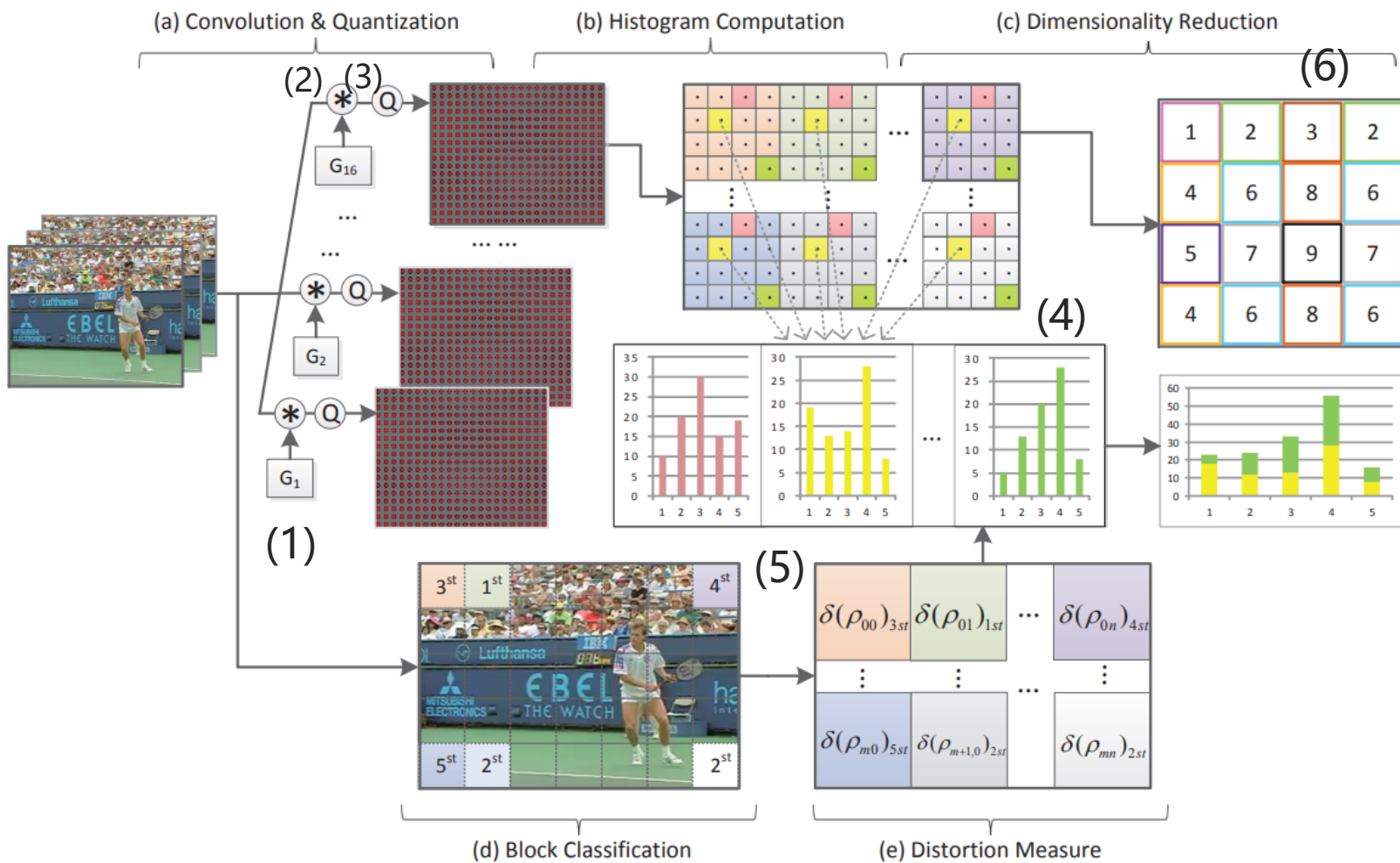
Tar2：《H.264/AVC data hiding based on intra prediction modes for real-time application》

# 算法4

—— 针对基于变换系数视频隐写的分析技术

$$U^{(u,v)} \in$$

算法检测隐藏在量化DCT系数中的信息。针对隐写对空间和时间相关性的干扰，设计帧内和帧间的相关性检测特征。**空间相关性分析**部份设计如下：



$$\mathbf{G}^{(u,v)} = \{G_{mn}^{(u,v)} | 0 \leq m, n \leq 3\} \quad (1)$$

$$G_{mn}^{(u,v)} = \frac{\omega_u \omega_v}{2} \cdot \cos \frac{(2m+1)u\pi}{8} \cdot \cos \frac{(2m+1)v\pi}{8} \quad (1)$$

$$\mathbf{U}^{(u,v)} = \mathbf{F}_k * \mathbf{G}^{(u,v)} \quad (2)$$

$$\mathbf{U}(\mathbf{F}_k, \mathbf{G}) = \{\mathbf{U}^{(u,v)} | 0 \leq u, v \leq 3\} \quad (2)$$

$$\mathbf{U}(\mathbf{F}_k, \mathbf{G}, Q) = Q(\mathbf{U}(\mathbf{F}_k, \mathbf{G})/q) \quad (3)$$

$$h_\tau^{(u,v)}(\mathbf{F}_k, \mathbf{G}, Q) = \quad (4)$$

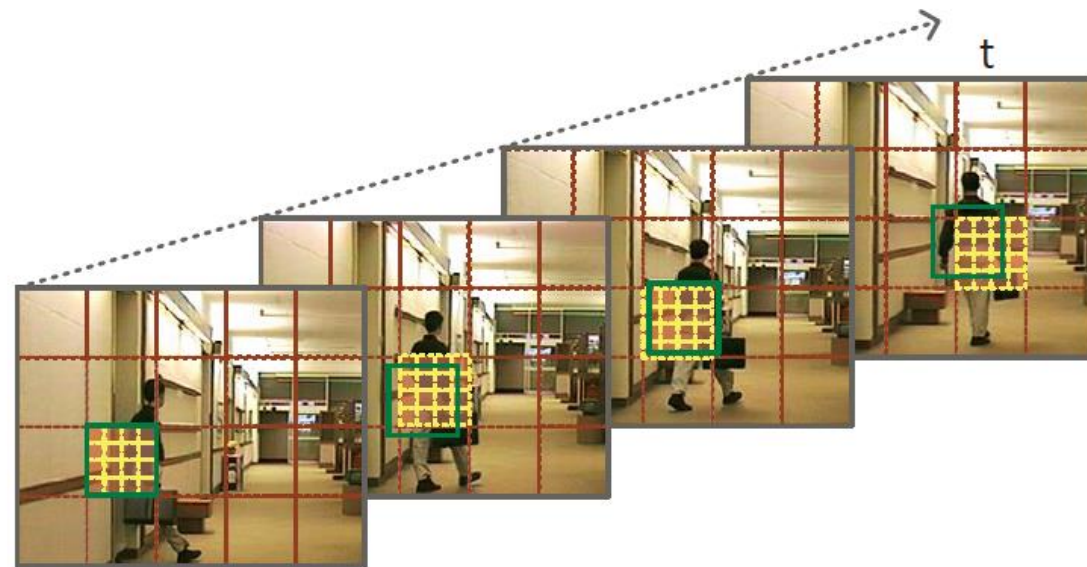
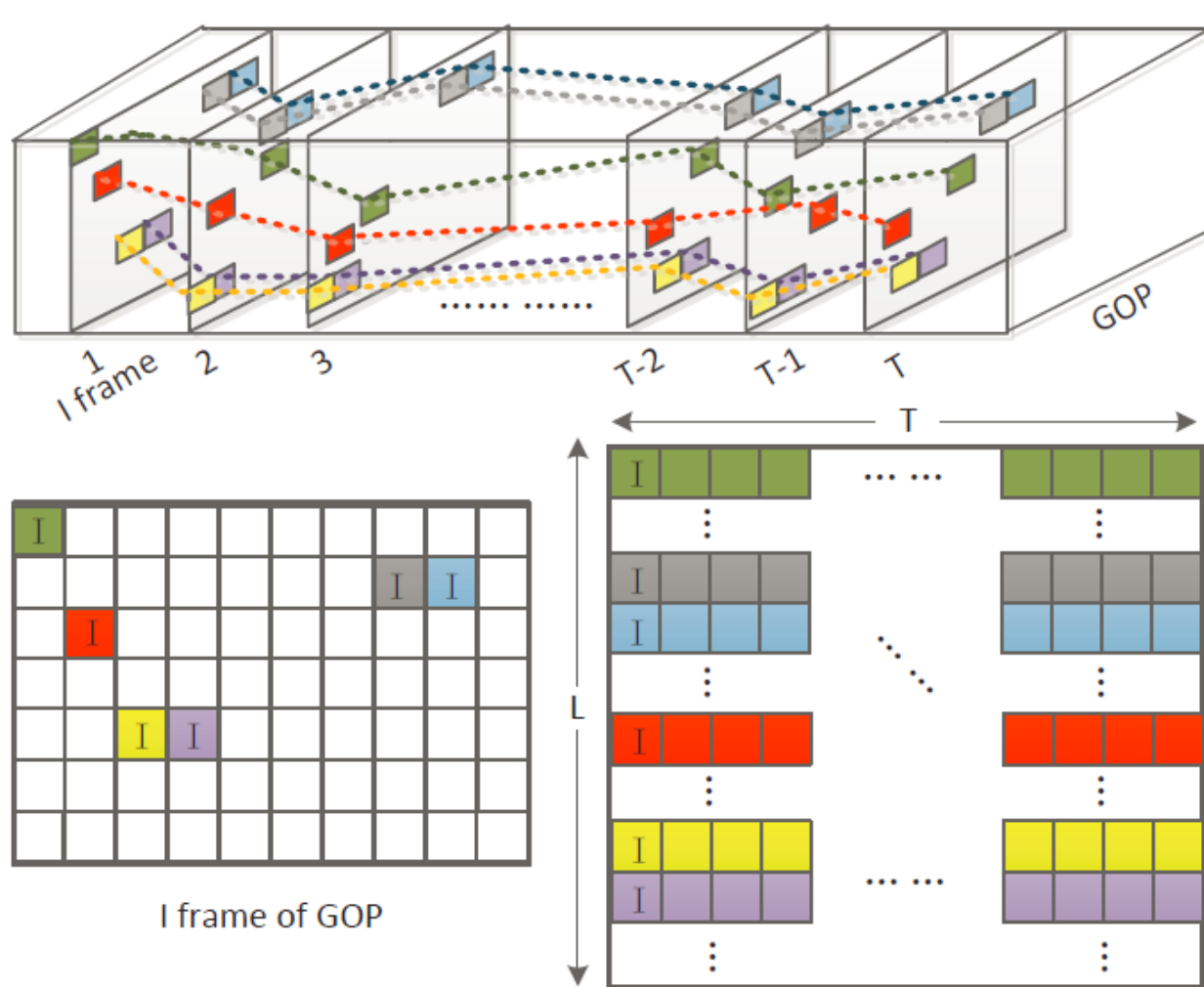
$$\sum_{i=1}^{[M/4]} \sum_{j=0}^{[N/4]} [U_{ij}^{(u,v)}(\mathbf{F}_k, \mathbf{G}, Q) = \tau] \cdot \delta(\rho_{ij})$$

$$\delta(\rho_{ij}) \in \{8Q^2, 8Q^2, 8Q^2, 4Q^2, 16Q^2\} \quad (5)$$

# 算法4

—— 针对基于变换系数视频隐写的分析技术

算法检测隐藏在量化DCT系数中的信息。针对隐写对空间和时间相关性的干扰，设计帧内和帧间的相关性检测特征。**时间相关性分析**部份设计如下：



$$\ddot{h}_{\tau}^{(u,v)}(\mathbf{P}_{\kappa}, \mathbf{G}, Q) = \sum_{i=1}^T \sum_{j=0}^L \left[ U_{ij}^{(u,v)}(\mathbf{P}_{\kappa}, \mathbf{G}, Q) = \tau \right] \cdot \delta(\rho_i)$$

# 算法4

——性能分析

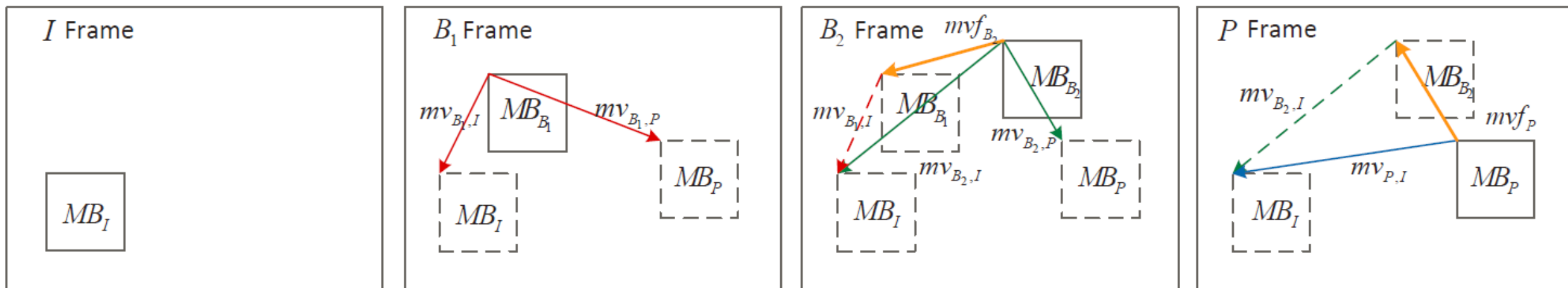
针对基于 DCT 的数据隐藏方法的检测准确度如下表，通过和 Da’s method 和 Lin’s method 进行对比，在不同QP下，所提出的方法在三种隐写分析方法中表现最好。

DCT-based Data Hiding	QP	ER (bpnc)	Da’s method		DCTR feature		Proposed algorithm	
			Ensemble Classifier	SVM	Ensemble Classifier	SVM	Ensemble Classifier	SVM
Ma’s method	28	0.05	53.30	62.79	64.27	67.70	66.59	76.90
		0.1	58.16	75.23	74.19	76.93	84.72	95.81
	32	0.05	53.01	61.19	58.64	63.64	60.78	70.68
		0.1	58.09	73.54	70.61	74.53	80.29	86.70
	36	0.05	52.04	58.74	54.34	59.42	57.20	64.24
		0.1	56.87	71.51	65.93	68.98	73.02	79.13
Lin’s method	28	0.05	57.03	74.20	74.82	81.70	89.38	95.71
		0.1	66.87	87.58	83.07	85.67	94.29	98.41
		0.15	69.75	91.11	81.80	86.04	95.81	99.13
	32	0.05	53.99	68.53	70.32	76.77	82.64	89.12
		0.1	64.15	84.02	87.84	90.32	96.13	98.37
		0.15	69.49	90.53	89.91	90.98	96.96	98.69
	36	0.05	50.68	50.25	56.68	59.99	67.46	64.97
		0.1	59.80	78.62	79.45	81.81	92.38	97.85
		0.15	68.36	88.79	87.44	88.97	95.54	98.62

# 算法4

隐写分类表及SMV计算原理。

Category	$PM_{i,j+1}$	$PM_{i+1,j}$	$PM_{i+1,j-1}$	$PM_{i+1,j+1}$
1st	$\{1,2,4,5,6,8\}$	$\{1,8\}$	$\{0,1,2,4,5,6,8\}$	ANY
2st	$\{0,3,7\}$	$\{0,2,3,4,5,6,7\}$	$\{3,7\}$	ANY
3st	$\{0,3,7\}$	$\{1,8\}$	$\{0,1,2,4,5,6,8\}$	$\{4,5,6\}$
4st	$\{1,2,4,5,6,8\}$	$\{0,2,3,4,5,6,7\}$	$\{3,7\}$	ANY
5st	$\{0,3,7\}$	$\{1,8\}$	$\{0,1,2,4,5,6,8\}$	$\{0,1,2,3,7,8\}$







---

# 感谢专家聆听!

杨榆 博士/副教授/硕导  
yangyu@bupt.edu.cn

---

Mode 0 (Vertical)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 1 (Horizontal)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 2 (DC)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 3 (Diagonal Down-Left)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 4 (Diagonal Down-Right)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 5 (Vertical-Right)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 6 (Horizontal-Down)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 7 (Vertical-Left)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

Mode 8 (Horizontal-Up)

M	A	B	C	D	E	F	G	H
I								
J								
K								
L								

