VIDEOTECHNIKA

Előadásvázlat

Mócsai Tamás

BME Hálózati Rendszerek és Szolgáltatások Tanszék

2015. szeptember

Aktív képtartalom tömörítetlen video bitsebesség igénye

- 1080i50/4:2:2 (1080 x 1920 + 2 x 1080 x 960) x 8 x 25 = 829 Mbit/s
- 1080i50/4:2:0 (1080 x 1920 + 2 x 540 x 960) x 8 x 25 = 622 Mbit/s
- 720p50/4:2:2 (720 x 1280 + 2 x 720 x 640) x 8 x 50 = 737 Mbit/s
- 720p50/4:2:0 (720 x 1280 + 2 x 360 x 640) x 8 x 50 = 552 Mbit/s
- ITU-601/4:2:2 (SD) (576i50) (576 x 720 + 2 x 576 x 360) x 8 x 25 = 166 Mbit/s
- ITU-601/4:2:0 (SD) (576i50) (576 x 720 + 2 x 288 x 360) x 8 x 25 = 124 Mbit/s
- CIF (288 x 360 + 2 x 144 x 180) x 8 x 30 = 37,3 Mbit/s
- QCIF (144 x 180 + 2 x 72 x 90) x 8 x 30 = 9,3 Mbit/s
- SIF (288 x 352 + 2 x 144 x 176) x 8 x 25 = 30,4 Mbit/s

1 órányi műsoranyag tárolási igénye közelítőleg

- 1080i50/4:2:2 829 Mbit/s : 364 Gbyte
- 1080i50/4:2:0 622 Mbit/s : 279 Gbyte
- 720p50/4:2:2 737 Mbit/s : 323 Gbyte
- 720p50/4:2:0 552 Mbit/s : 242 Gbyte
- ITU-601/4:2:2 (SD) (576i50) 166 Mbit/s : 73 Gbyte
- ITU-601/4:2:0 (SD) (576i50) 124 Mbit/s : 55 Gbyte
- CIF 37,3 Mbit/s :16 Gbyte
- QCIF 9,3 Mbit/s : 4 Gbyte

Videó bitsebesség csökkentés alapjai (ismétlés)

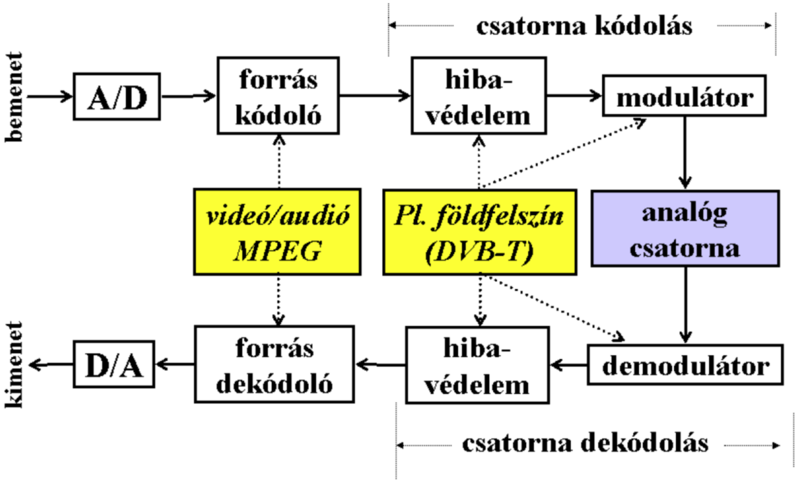
Redundancia típusai

- A természetes mozgókép redundáns (statisztikus redundancia):
  - térben (intra-frame): egy képen belül a szomszédos pixelek hasonlók,
  - időben (inter-frame): a szomszédos képkockák hasonlók
- Észlelési redundancia: a videojel a HVS számára kevésbé, vagy nem észlelhető komponenseket is tartalmaz

A HVS tömörítés szempontjából lényeges tulajdonságai

- A világosságjelre a látásunk térbeli felbontóképessége 3-5-ször nagyobb mint a színekre
- Álló és lassan változó képtartalomra a felbontásigényünk nagyobb
- Hirtelen képváltás vagy gyors mozgás esetén kevésbé zavaró a gyengébb képminőség

Digitális csatorna modell



Digitális csatorna modell elemei

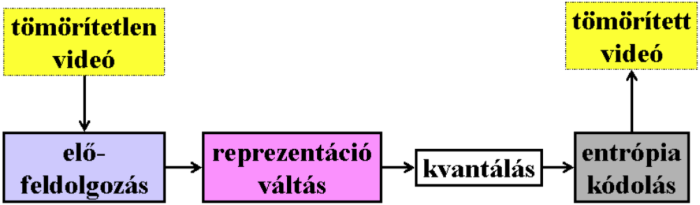
Csatornakódolás

– A csatorna átviteli tulajdonságait véve választunk hibavédelmi algoritmust és modulációs eljárást

Forráskódolás

– Figyelembe vesszük a forrás és a nyelő tulajdonságait: csökkentjük a forrás redundanciáját, úgy hogy a nyelő (HVS) "ne vegyen észre semmit"
  - Reprezentáció váltás: Az új reprezentációs térben kevesebb redundancia: pl. predikció, transzformációs kódolás, mozgás kompenzáció
  - Irreverzibilis kódolás: Az ábrázolás pontosságának csökkentése, a "lényegtelen" részek eltávolítása: pl: kvantálás, térbeli/időbeli alul-mintavételezés
  - Reverzibilis kódolás: Hatékonyabb kód-hozzárendelés, a statisztikai redundanciát csökkenti: pl: változó szóhosszúságú kódolás (VLC), futamhossz kódolás (RLC)

Video forráskódolás modell

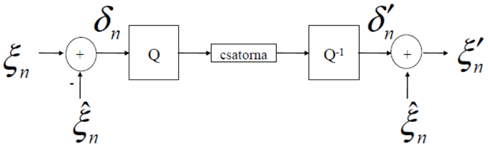


- előszűrés
- formátum konverzió

- predikció
- transzformáció
- részsávos kódolás

- futamhossz kódolás
- változó szóhosszúságú kódolás

Differenciális kvantálás



- ξ_n: kvantálandó forrás
- ξ'_n: kvantált jel
- $\hat{\xi}_n$: forrásminta becslése
- δ_n: differenciális jel
- $\delta'_n = \delta_n + \epsilon_n$: kvantált differenciális jel
- $\xi'_n = \xi_n + \epsilon_n$: kvantálás hatása additív zaj

- Eredő SNR : $SNR_p = \frac{\mathbb{E}[\xi_n^2]}{\mathbb{E}[\epsilon_n^2]}$
- $SNR_p = \frac{\mathbb{E}[\xi_n^2]}{\mathbb{E}[\epsilon_n^2]} = \frac{\mathbb{E}[\xi_n^2]}{\mathbb{E}[\delta_n^2]} \frac{\mathbb{E}[\delta_n^2]}{\mathbb{E}[\epsilon_n^2]}$
- **Predikciós nyereség**:
  $G_p = \frac{\mathbb{E}[\xi_n^2]}{\mathbb{E}[\delta_n^2]}$
- Optimális kvantáló SNR:
  $SNR_q = \frac{\mathbb{E}[\delta_n^2]}{\mathbb{E}[\epsilon_n^2]}$
- $\mathbf{SNR_p = G_p\, SNR_q}$

Lineáris predikció (1D jelre)

Cél a differenciális jel δ_n teljesítményének minimalizálása várható érték négyzet (LMS) értelemben:

$$\min : \mathbb{E}[|\xi_n - \hat{\xi}_n|^2],$$

Legyen

$$\hat{\xi}_n = \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}_{n-1},$$

ahol $\mathbf{a} = [a_1, \ldots, a_N]$ és $\boldsymbol{\xi}_{n-1} = [\xi_{n-1}, \ldots, \xi_{N-1}]$, így

$$\mathbb{E}[|\xi_n - \hat{\xi}_n|^2] = \mathbb{E}[\xi_n^2 - 2\xi_n \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}_{n-1} + \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}_{n-1} \boldsymbol{\xi}_{n-1} \mathbf{a}]$$

Használjuk fel, hogy a forrás autokorrelációja: $r_\xi(m) = \mathbb{E}[\xi_n \xi_{n-m}]$

Lineáris predikció

$$\mathbb{E}[|\xi_n - \hat{\xi}_n|^2] =$$

$$= \mathbb{E}[\xi_n^2 - 2\xi_n \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}_{n-1} + \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}_{n-1} \boldsymbol{\xi}_{n-1} \mathbf{a}] =$$

$$= r_\xi(0) - 2\mathbf{a}^T \begin{bmatrix} r_\xi(1) \\ r_\xi(2) \\ \vdots \\ r_\xi(N) \end{bmatrix} + \mathbf{a}^T \begin{bmatrix} r_\xi(0) & r_\xi(1) & \dots & r_\xi(N-1) \\ r_\xi(1) & r_\xi(0) & \dots & r_\xi(N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_\xi(N-1) & r_\xi(N-2) & \dots & r_\xi(0) \end{bmatrix} \mathbf{a}$$

Lineáris predikció

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} r_\xi(1) \\ r_\xi(2) \\ \vdots \\ r_\xi(N) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_\xi(0) & r_\xi(1) & \dots & r_\xi(N-1) \\ r_\xi(1) & r_\xi(0) & \dots & r_\xi(N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_\xi(N-1) & r_\xi(N-2) & \dots & r_\xi(0) \end{bmatrix}$$

$$\min : \mathbb{E}[|\xi_n - \hat{\xi}_n|^2] = r_\xi(0) - 2\mathbf{a}^T\mathbf{r} + \mathbf{a}^T\mathbf{R}\mathbf{a}$$

$$\frac{\partial \mathbb{E}[|\xi_n - \hat{\xi}_n|^2]}{\partial \mathbf{a}} = -2\mathbf{r} + 2\mathbf{R}\mathbf{a} = 0$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}$$

Maximálisan elérhető predikciós nyereség

Adott N esetén

$$\max(G_p) = \frac{r_\xi(0)}{r_\xi(0) - \mathbf{r}^T \mathbf{R} \mathbf{r}}$$

ha $N \to \infty$:

$$\lim_{N\to\infty} G_p = \frac{1}{\gamma_\xi}$$

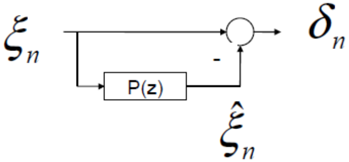
Spektrális laposság:

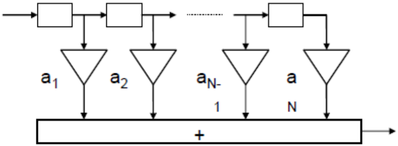
$$\gamma_\xi = \frac{\sqrt[N]{\prod_{k=0}^{N-1} S(k)}}{\frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} S(k)} <= 1,$$

ahol $S(k)$ a ξ jel teljesítménysűrűség spektruma.

Lineáris prediktor

A lineáris prediktor egy FIR szűrő

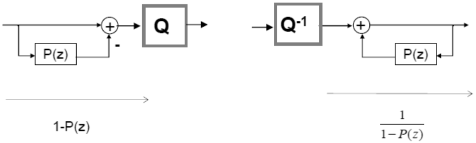




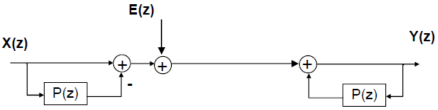
$$P(z) = \sum_{i=1}^{N} a_i z^{-i}$$

Differencia képzés és kvantálás

Előrecsatolt differencia képzés

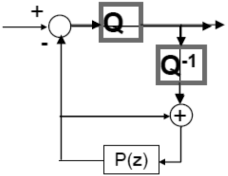


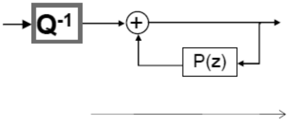
Kvantálás hatása, mint additív zaj



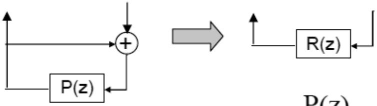
$$Y(z) = X(z) + \frac{1}{1-P(z)} E(z)$$

Kvantáló a hurkon belül





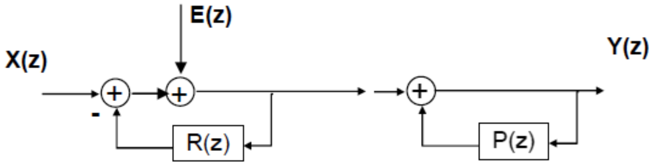
$$\frac{1}{1-P(z)}$$



$$R(z)=\frac{P(z)}{1-P(z)}$$

Hátracsatolt differencia képzés

Kvantálás hatása, mint additív zaj



$$Y(z) = X(z) + E(z)$$

Magyarázat: a jel a kódoló kimenetén

$$\frac{1}{1+R(z)}X(z) + \frac{1}{1+R(z)}E(z) = [1-P(z)][X(z)+E(z)]$$

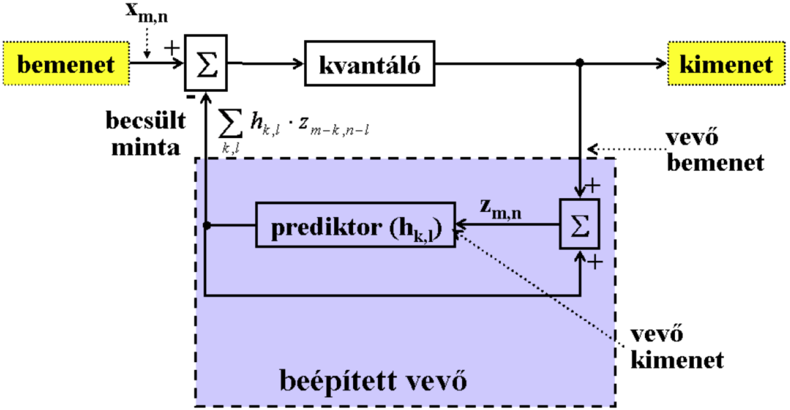
a dekódoló átviteli függvénye pedig:

$$\frac{1}{1-P(z)}$$

Prediktív kódolás képtartalomra

- Alkalmazható egy adott kép pixeljei között (térbeli predikció), illetve az egymást követő képek között (időbeli predikció)
- Az $x_{m,n}$ minta közvetlen kódolása helyett egy szomszédos (általában szintén becsült) mintához képesti különbséget kódoljuk
- A becsült mintát az $x_{m,n}$ minta környezetében lévő minták lineáris kombinációjaként állítjuk elő
- A vevő oldalon csak a különbségi minták (és a lin. komb. együtthatók) állnak rendelkezésre
- A kvantálási hiba terjedése akkumulálódásának elkerülése érdekében a kódoló tartalmazza az idealizált vevő oldali dekódert is
- A becslést az inverz kvantált (dekódolt) minták alapján végezzük

Prediktív kódoló blokkvázlata

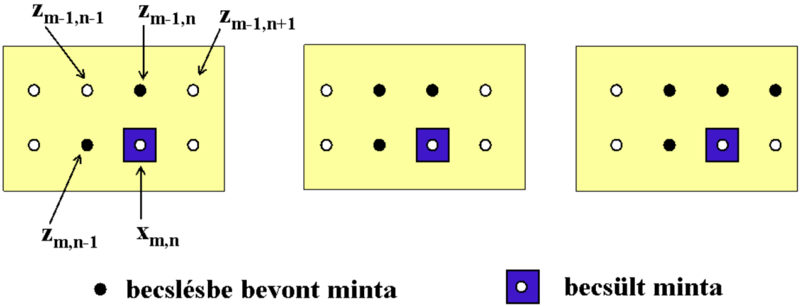


Prediktív kódoló folytatás

Optimális együtthatók

– Az optimális együtthatók kiszámítása jellemzően a hiba négyzetes várhatóérékének (Mean Square Error - MSE) minimalizálásával történik

A leggyakoribb térbeli (2D) predikciós típusok



Transzformációs kódolás I.

- A természetes képek pixelei közötti korreláció jelentős
- A transzformációs kódolás általában blokkalapú: egy $N \times N$-es blokkon hajtjuk végre
- Célunk a jel reprezentálása egy alkalmasan megválasztott koordináta rendszerben, melyben a redundancia kisebb, így hatékonyabban ábrázolható
- A transzformáció lineáris algebrai művelet: A minták nem átlapolódó $N \times N$-es blokkjait a transzformáció mátrixával szorozzuk
- A transzformáció után kapott együtthatók közötti korreláció általában kisebb mint az eredeti minták között
- A kódolás további lépései a transzformált tartományban történnek

1D transzformáció

- Bemenő jelvektor: $\mathbf{x} = [x(0)\ x(1) \dots x(N-1)]^T$
- Kimenő jelvektor (koefficiens vektor): $\mathbf{y} = [y(0)\ y(1) \dots y(N-1)]^T$
- A jelvektor és koefficiens vektor kapcsolata:
  - $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$, ahol $\mathbf{A}$ a transzformáció mátrixa, és
  - $\mathbf{x} = \mathbf{By}$, ahol $\mathbf{B}$ az inverz transzformáció mátrixa
- Ha a transzformáció mátrixa unitér ($\mathbf{A}^H\mathbf{A} = \mathbf{AA}^H = \mathbf{E}$), akkor $\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^H$
- Ha a transzformáció mátrixa ortogonális (ekkor elemei valósak), akkor $\mathbf{A}^T\mathbf{A} = \mathbf{AA}^T = \mathbf{E}$), akkor $\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^T$: az $\mathbf{A}$ mátrix sorvektorai ortonormált bázisrendszert feszítenek ki, ez a transzformáció bázisa
- A képtömörítésben alkalmazott transzformációs kódolások unitér, illetve ortogonális transzformációkat alkalmaznak

1D transzformáció

– Unitér transzformáció esetén az inverz transzformáció felírható a

$$\mathbf{x} = \sum_{k=0}^{N-1} y(k)\mathbf{a}_k^*$$

alakban, ahol $\mathbf{a}_k^*$ az $\mathbf{A}^H$ mátrix oszlopai, és ezek a transzformáció **bázisvektorai**.

– Ortogonális transzformáció esetében, hasonlóan,

$$\mathbf{x} = \sum_{k=0}^{N-1} y(k)\mathbf{a}_k$$

alakban, ahol $\mathbf{a}_k$ az $\mathbf{A}^T$ mátrix oszlopai.

– Az inverz transzformáció tehát nem más, mint $\mathbf{x}$ jelvektor $\mathbf{a}_k^*$ (vagy $\mathbf{a}_k$) bázisvektorok szerinti sorfejtése, $y(k)$ együtthatókkal.

2D transzformáció

– A bemenő 2D mintasorozat $N \times N$-es blokkjait egy hipermátrix-al transzformáljuk:

$$\mathbf{Y} = Y[k,l] = \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} x[m,n] A(k,m;l,n)$$

a transzformáció kifejezése, és

$$\mathbf{X} = x[m,n] = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} Y[k,l] A^T(k,m;l,n)$$

az inverz transzformáció kifejezése ortogonális transzformáció esetén

Transzformációs kódolás VI.

2D szeparábilis transzformáció

- Ha a transzformáció hipermátrixa $A(k, m; l, n)$ felírható $A(k, m; l, n) = A_1(k, m)\, A_2(l, n)$ alakban, akkor a 2D transzformáció szeparábilis - a kép oszlopain elvégzett 1D transzformáció, majd a transzformált kép sorain elvégzett 1D transzformáció egymásutánjaként elvégezhető
- Ha $A(k, m; l, n)$ unitér/ortogonális, akkor $A_1(k, m)$ és $A_2(l, n)$ is unitér/ortogonális, és a gyakorlatban alkalmazott transzformációk esetében $\mathbf{A}_2 = \mathbf{A}_1^T$
  - Ekkor $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{A}^T$, illetve
  - $\mathbf{X} = \mathbf{A}^T\mathbf{Y}\mathbf{A}$, ha a transzformáció ortogonális.

Transzformációs tulajdonságok

Tulajdonságok

- Unitér/ortogonális transzformációk esetén teljesül a Parseval (energiamegmaradás) tétele:
- $\sum_{m=0}^{N-1}\sum_{n=0}^{N-1}|x[m,n]|^2 = \sum_{k=0}^{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}|y[k,l]|^2$
  - Jelöljük $\mathbf{E}_y = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}$-nal a transzformációs tartományban elkövetett (pl. kvantálási) hibákat
  - Jelöljük $\mathbf{E}_x = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}$-nal a visszaállítás utáni hibákat az eredeti képhez képest
- A Parseval-tétel, és a transzformáció linearitása miatt ($\mathbf{E}_y = \mathbf{A}\mathbf{E}_x\mathbf{A}^T$), $||\mathbf{E}_x||^2 = ||\mathbf{E}_y||^2$, vagyis ha a transzformációs tartományban minimalizáljuk a reprezentációs hiba-energiát (MSE), akkor az eredeti jeltartományban is minimális hibaenergiát (MSE) kapunk

Transzformációs típusok

- Ha az együtthatók közötti korreláció a transzformált tartományban nulla, akkor a transzformáció optimális
- Ez akkor teljesül, ha a jelet az autokorrelációs mátrixának sajátvektorai által kifeszített térbe transzformáljuk
- Ebben az esetben a transzformáció bázisa jelfüggő
- A gyakorlatban a fix bázisú transzformációkat alkalmazzuk
- Ezek szuboptimálisak, de a valós idejű jelfeldolgozáshoz alkalmasabbak
- Az optimális transzformáció a KLT (Karhunen-Love)

Transzformációs típusok II.

Nem-harmonikus bázisfüggvényű

- DWHT
- DHT
- DST
- ...

Harmonikus bázisfüggvényű

- DFT
- DCT
- DST

Nem-harmonikus bázisfüggvényű

- Valós, ortogonális transzformáció
- 2×2-es transzformációs mátrixa:

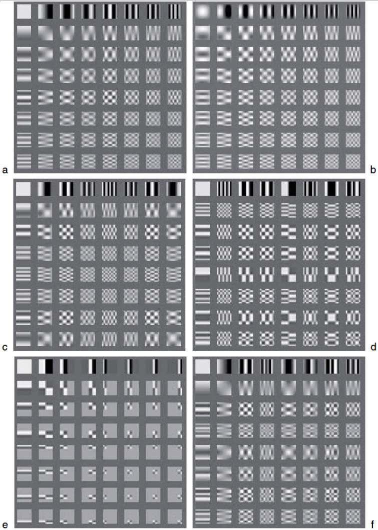
$$\mathbf{H}_{2\times 2} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

- Nagyobb blokkméretre **H** rekurzívan számolható:

$$\mathbf{H}_{2N\times 2N} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{N\times N} & \mathbf{H}_{N\times N} \\ \mathbf{H}_{N\times N} & -\mathbf{H}_{N\times N} \end{bmatrix}$$

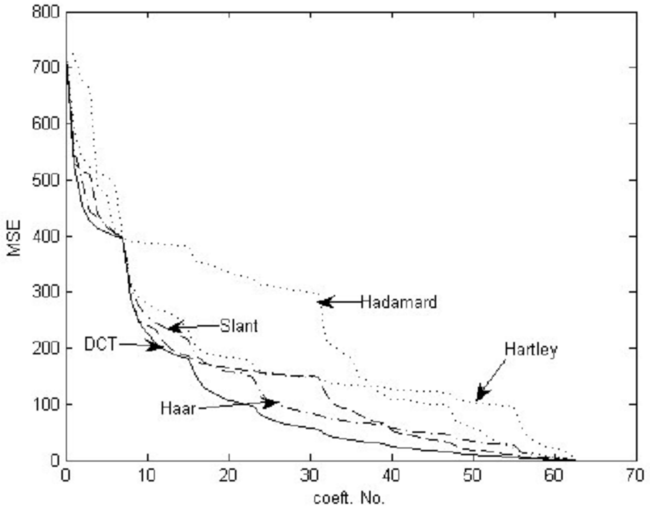
- Az 2D transzformáció kifejezése
  - $\mathbf{y} = \mathbf{HxH}^T$ és
  - $\mathbf{x} = \mathbf{H}^T\mathbf{yH}$

8x8-as 2D transzformációs bázisképek



ahol a: DCT, b: DST, c: Hartley, d: Hadamard, e: Haar, és f: Slant transzformációk bázisképei

MSE a transzformáció típusának függvényében



Cameraman ábra

KLT (1D) I.

Optimális transzformáció

- Legyen az $\mathbf{x}$ véletlen vektor, és $\mathbf{x}$ transzformáltja $\mathbf{y} = \mathbf{T}^H\mathbf{x}$
- $\mathbf{x}$ kovariancia márixa
  $\mathbf{C}_x = E[(\mathbf{x} - E[\mathbf{x}])(\mathbf{x} - E[\mathbf{x}])^H] = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H] - E[\mathbf{x}]E[\mathbf{x}^H]$
- $\mathbf{C}_x = \mathbf{C}_x^H$, vagyis hermitikus mátrix (valós elemek esetén szimmetrikus)
- $\mathbf{C}_x$ diagonális, akkor és csak akkor, ha $\mathbf{x}$ elemei korrelálatlanok
- Célunk egy olyan transzformáció keresése, mely $\mathbf{C}_x$-t diagonális mátrixba viszi át (Legyen $\mathbf{C}_y = \mathbf{D}$)

KLT (1D) II.

Optimális transzformáció

- Vagyis $\mathbf{C}_y = \mathbf{T}^H \mathbf{C}_x \mathbf{T}$, ahol $\mathbf{C}_y$ diagonális.
- Mivel $\mathbf{C}_x$ hermitikus/szimmetrikus, létezik spektrálfelbontása, mely $\mathbf{C}_x = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^H$, és $\mathbf{U} = \mathbf{V}$, tehát $\mathbf{C}_x = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{U}^H$
- Ha a transzformáció $\mathbf{T}$ mátrixának $\mathbf{U}$-t választjuk, $\mathbf{C}_y = \mathbf{T}^H \mathbf{C}_x \mathbf{T} = \mathbf{U}^H \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{U}^H \mathbf{U} = \mathbf{D}$
- A sajátvektorok, illetve sajátértékek rendezését a sajátértékek csökkenő sorrendje szerint véve (legszignifikánsabb-legkevésbé szignifikáns): $\sigma_1^2 > \sigma_2^2 > \ldots > \sigma_N^2$, ahol σ_i^2 sajátérték az y_i varianciája.

KLT (1D) II.

Rekonstrukció hibája

- Legyen $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{e} = \sum_{i=1}^{M} y_i \mathbf{u}_i + \sum_{j=M+1}^{N} y_j \mathbf{u}_j$
- Vagyis $\mathbf{x}$-nek az $\hat{\mathbf{x}}$-el jelölt közelítésében csak az első M sajátvektort vesszük figyelembe.
- Ekkor $E\left[||e||^2\right] = E\left[||\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}||^2\right] = E\left[||\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}||^2\right] = \sum_{j=M+1}^{N} \sigma_j^2$
- Vagyis a rekonstrukció hibája (MSE értelemben) pont azon sajátértékek összege, melyekhez tartozó sajátvektorokat nem vettük figyelembe az inverz transzformációnál (sorfejtés)

Elméleti 2D KLT:

- $\mathbf{X} = x[m, n]$ egy 2D véletlen mátrix.
- Célunk $\mathbf{X}$ felírása unitér/ortogonális bázismátrixok segítségével $\mathbf{X} = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} Y(k, l)\mathbf{U}_{k,l}$, vagy
- másik jelöléssel $x[m, n] = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} Y(k, l)u_{k,l}[m, n]$.
- Az $\mathbf{U}_{k,l}$ mátrixok, hasonlóan az 1D esethez, sajátmátrixai a $C_x(m_1, n_1, m_2, n_2)$ 4 dimenziós kovariancia hipermátrixnak.

2D KLT gyakorlati megvalósítása II.

1D-2D

– Ha $\mathbf{X} = x[m, n]$ egy $M \times N$-es mátrix, akkor $\mathbf{X}$ soraiból sor-folytonosan képzett (vagy $\mathbf{X}$ oszlopaiból oszlop-folytonosan képzett) $M \times N$-es 1D vektoron az 1D KLT végrehajtható

Szeparábilis 2D

– Ha feltételezzük, hogy $\mathbf{X}$ egyes sorainak kovariancia mátrixa azonos, valamint $\mathbf{X}$ egyes oszlopainak kovariancia mátrixa azonos, akkor ezekre a $\mathbf{K}_r$ illetve $\mathbf{K}_c$ jelölést bevezetve
  - $\mathbf{K}_r = \mathbf{U}_r \mathbf{D}_r \mathbf{U}_r^H$, illetve
  - $\mathbf{K}_c = \mathbf{U}_c \mathbf{D}_c \mathbf{U}_c^H$ felhasználásával
  - a 2D transzformáció szeparálható $\mathbf{Y} = \mathbf{U}_c^H \mathbf{X} \mathbf{U}_r$, illetve
  - az inverz transzformáció $\mathbf{X} = \mathbf{U}_c \mathbf{X} \mathbf{U}_r^H$

2D KLT gyakorlati megvalósítása II.

$\mathbf{K}_r$ és $\mathbf{K}_c$ közelítése

- $\hat{\mathbf{K}}_r = \frac{1}{M-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})$
- $\hat{\mathbf{K}}_c = \frac{1}{N-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T$,
- ahol $\bar{\mathbf{X}} = \bar{x}[m,n] = \frac{1}{M}\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1} x[m,n]$, a $\mathbf{X}$ mátrix átlagértéke
- Megjegyzés: belátható, hogy a fenti közelítések felhasználásával elvégzett szeparábilis 2D KLT (inverz)transzformáció ekvivalens a $\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}$ mátrix SVD felbontásával.

Az unitér/ortogonális transzformációs kódolásokról általában

- A transzformáció önmagában véve veszteségmentes
- Az oda- és vissza-transzformáció elméletben az eredeti jelet adja vissza (a numerikus hibáktól eltekintve)
- A transzformált tartományban a jelenergia nagy részéhez csak néhány koefficiens járul hozzá
- A transzformáció hatékonyságát az jellemzi, hogy a koefficiensek közül hány jelentős
- Ha az inverz transzformációt csak a jelentős együtthatókkal végezzük el, a kapott blokk általában eltér az eredetitől, de az eltérés nem számottevő