

UNIVERZA V LJUBLJANI
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Matej Klančar

**Algoritmi za reševanje problema
matričnih napolnitev**

DIPLOMSKO DELO

UNIVERZITETNI ŠTUDIJSKI PROGRAM
PRVE STOPNJE
RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKA

MENTOR: doc. dr. Aljaž Zalar

Ljubljana, 2023

To delo je ponujeno pod licenco *Creative Commons Priznanje avtorstva-Deljenje pod enakimi pogoji 2.5 Slovenija* (ali novejšo različico). To pomeni, da se tako besedilo, slike, grafi in druge sestavnine dela kot tudi rezultati diplomskega dela lahko prosto distribuirajo, reproducirajo, uporabljajo, priobčujejo javnosti in predelujejo, pod pogojem, da se jasno in vidno navede avtorja in naslov tega dela in da se v primeru spremembe, preoblikovanja ali uporabe tega dela v svojem delu, lahko distribuira predelava le pod licenco, ki je enaka tej. Podrobnosti licence so dostopne na spletni strani creativecommons.si ali na Inštitutu za intelektualno lastnino, Strelška 1, 1000 Ljubljana.



Izvorna koda diplomskega dela, njeni rezultati in v ta namen razvita programska oprema je ponujena pod licenco GNU General Public License, različica 3 (ali novejša). To pomeni, da se lahko prosto distribuira in/ali predeluje pod njenimi pogoji. Podrobnosti licence so dostopne na spletni strani <http://www.gnu.org/licenses/>.

Besedilo je oblikovano z urejevalnikom besedil L^AT_EX.

Kandidat: Matej Klančar

Naslov: Naslov diplomskega dela

Vrsta naloge: Diplomska naloga na univerzitetnem programu prve stopnje
Računalništvo in informatika

Mentor: doc. dr. Aljaž Zalar

Opis:

Besedilo teme diplomskega dela študent prepiše iz študijskega informacijskega sistema, kamor ga je vnesel mentor. V nekaj stawkih bo opisal, kaj pričakuje od kandidatovega diplomskega dela. Kaj so cilji, kakšne metode naj uporabi, morda bo zapisal tudi ključno literaturo.

Title: Algorithms for solving matrix completion problem

Description:

opis diplome v angleščini

Na tem mestu zapišite, komu se zahvaljujete za pomoč pri izdelavi diplomske naloge oziroma pri vašem študiju nasploh. Pazite, da ne boste koga pozabili. Utegnil vam bo zameriti. Temu se da izogniti tako, da celotno zahvalo izpustite.

Svoji dragi Alenčici.

Kazalo

Povzetek

Abstract

1	Uvod	1
1.1	Motivacija	1
1.2	Cilji	2
1.3	Struktura diplomskega dela	2
2	Pregled področja	3
3	Algoritmi	5
3.1	Definicije in oznake	5
3.2	Minimizacija nuklearne norme	6
3.3	Prag singularnih vrednosti	8
3.4	Minimizacija prirezane nuklearne norme	11
3.5	Izmenjajoč gradientni spust	15
3.6	LMaFit	17
4	Rezultati	19
4.1	Velika črno-bela slika	19
4.2	Vpliv kompleksnosti slik na napolnjevanje	24
4.3	Rekonstrukcija barvnih slik	28
4.4	Vpliv podatka o rangu na rezultate	29
4.5	Rekonstrukcija slike z besedilom	32

4.6	Primerjava rezultatov z algoritmom za reševanje Poissonove enačbe	34
5	Zaključek	39

Seznam uporabljenih kratic

kratica	angleško	slovensko
SVT	Singular Value Thresholding	Prag singularnih vrednosti
NNM	Nuclear norm minimization	Minimizacija nuklearne norme
TNNM	Truncated nuclear norm minimization	Minimizacija prirezane nuklearne norme
ASD	Alternating Steepest Descent	Izmenjajoč gradientni spust
NP	Nondeterministic polynomial time	Nedeterministični polinomni čas
SDP	Semidefinite programming	Semidefinitno programiranje

Povzetek

Naslov: Algoritmi za reševanje problema matričnih napolnitev

Avtor: Matej Klančar

V vzorcu je predstavljen postopek priprave diplomskega dela z uporabo okolja L^AT_EX. Vaš povzetek mora sicer vsebovati približno 100 besed, ta tukaj je odločno prekratek. Dober povzetek vključuje: (1) kratek opis obravnavanega problema, (2) kratek opis vašega pristopa za reševanje tega problema in (3) (najbolj uspešen) rezultat ali prispevek diplomske naloge.

Ključne besede: računalnik, računalnik, računalnik.

Abstract

Title: Diploma thesis template

Author: Matej Klančar

This sample document presents an approach to typesetting your BSc thesis using L^AT_EX. A proper abstract should contain around 100 words which makes this one way too short.

Keywords: computer, computer, computer.

spisi in
popravi
vse

Poglavlje 1

Uvod

1.1 Motivacija

Problem matričnih napolnitev sprejme matriko, največkat označeno z M , pri kateri so nekateri elementi označeni kot neznani. Problem nato sprašuje po vrednostih, ki jih lahko vstavimo v neznane vrednosti, tako da bo rang matrike najmanjši možen. Gre za NP-poln problem, zato ga poskušamo posenostaviti, ter reševati lažje probleme, ki vrnejo dovolj dobre, a ne optimalne rešitve.

Problem je v zadnjih letih zelo popularen, z njim pa se ukvarjajo tako številni matematiki kot računalničarji. Njegova splošnost naredi reševanje problema na številnih področjih, sam pa se v diplomski nalogi osredotočim na razreševanje neznanih pikslov v slikah. Prav tako omenjam in preizkusim algoritem na priporočilnih sistemih. Rezultate teh predstavim v poglavju X.

V tej diplomski nalogi bom predstavil par algoritmov, ki rešujejo omenjen problem. Algoritmi so bili izbrani glede na njihovo popularnost in priznanost v literaturi. Prav tako sem poskrbel, da so algoritmi primerno različni in temeljijo na drugačnih principih. Algoritme sem tudi implementiral, nato pa še napravil analizo ter opisal ugotovitve v poglavju X.

1.2 Cilji

Nekaj o tem, kaj želimo narediti.

Glavni prispevki tega diplomskega dela so ...

1.3 Struktura diplomskega dela

V poglavju 2 „„, v poglavju 3

Poglavlje 2

Pregled področja

Področje je trenutno zelo aktivno, z številnimi raziskovalci, ki se specializirajo na dano področje. Eden vodilnih raziskovalcev je Emmanuel J. Candès, na čigar dela se tekom diplomske naloge večkrat sklicujem.

Vodilna literatura tekom pisanja diplomske naloge je bil članek [7], ki opisuje problem, ter mnoge algoritme. Medtem ko opisi pogosto niso bili dovolj podrobni, da bi lahko začel algoritme implementirati, je članek ponujal dobro razumljive opise algoritmov, kot tudi navedel vire, ki so pomagali pri implementaciji. V kasnejših poglavjih se tam, kjer sem članke potreboval, nanje sklicujem.

Poglavlje 3

Algoritmi

Na koncu napisati kratek odstavek o tem, kaj je vsebina poglavja.

3.1 Definicije in označke

V tem razdelku uvedemo definicije in označke, ki se bodo pojavljale v preostanku dela.

1. Ω je podmnožica urejenih parov $\{(i, j) : i = 1, \dots, n_1, j = 1, \dots, n_2\}$

V delu je poimenujemo kot **množica znanih vrednosti**.

dodaj subgradient

2. Naj bo matrika A definirana kot $A = [a_{ij}]_{i,j}$. Z $\mathcal{P}_\Omega(A)$ označimo preslikavo

$$[\mathcal{P}_\Omega(A)]_{i,j} = \begin{cases} a_{ij}, & (i, j) \in \Omega \\ 0, & \text{sicer} \end{cases}$$

preveri označko

3. Naj bo $\tau > 0$ pozitivno realno število. Operator $\mathcal{D}_\tau : \mathbb{R}^{n_1 \times n_2} \rightarrow \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ definiran kot

$$\mathcal{D}_\tau(A) := U \mathcal{D}_\tau(\Sigma) V^T, \quad \mathcal{D}_\tau(\Sigma) = \text{diag}(\max(\sigma_i - \tau, 0)), \quad (3.1)$$

imenujemo **pragovni operator**. [2]

prazni operator?

4. Matriko $\tilde{M} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ imenujemo **delno določena matrika**. \tilde{M} označuje vhodno matriko, ki ima nekatere elemente neznane.

5. Nuklearna norma je definirana kot

$$\|X\|_* = \sum_{i=1}^n \sigma_i(X),$$

pri čemer $\sigma_i(X)$ označuje i -to največjo singularno vrednost matrike X .

6. Produkt $\langle A, B \rangle$ je definiran kot

$$\langle A, B \rangle = \text{Tr}(AB^T)$$

7. Oznaka $A \succeq 0$ označuje, da je matrika A pozitivno semidefinitna. Velja
 $A \succeq 0 \iff x^T Ax \geq 0$ za vsak $x \in \mathbb{R}^n$

8. Za množico subgradientov v točki x_0 , označeno z A_{x_0} konveksne funkcije
 $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ velja

$$c \in A_{x_0} \iff \forall x : f(x) - f(x_0) \geq c^T(x - x_0),$$

kjer $c \in \mathbb{R}^n$.

3.2 Minimizacija nuklearne norme

Ker je minimizacija ranga matrike NP-poln problem [4], so se razvile druge metode, ki samo kompleksnost problema zmanjšujejo. Minimizacija nuklearne norme (NNM) uporabi idejo, da je rang matrike povezan z **nuklearno normo** matrike.

Dokazano je bilo [4], da nuklearna norma predstavlja konveksno ovojnico ranga. **Konveksna ovojnica funkcije** $f : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}$ je največja konveksna funkcija g tako da velja $f(x) \geq g(x)$ za vse $x \in \mathcal{C}$. [7]

Problem minimizacije nuklearne norme je možno pretvoriti v optimizacijski problem iz področja semidefinitnega programiranja (SDP), za katere obstajajo različna orodja za reševanje, na primer SeDuMi [8].

premisliti
kako je
misljeno

Standardna oblika semidefinitnega programa je podana kot

$$\begin{aligned} \min_Y \quad & \langle C, Y \rangle \\ \text{pri pogojih} \quad & \langle A_k, Y \rangle = b_k, \quad k = 1, \dots, l \\ & Y \succeq 0 \end{aligned} \tag{3.2}$$

Kjer je $C \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ dana matrika, $\{A_k \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}\}$ in $\{b_k\}$ pa množici matrik in števil.

Problem minimizacije nuklearne norme lahko zapišemo kot

$$\begin{aligned} \min_{X,t} \quad & t \\ \text{pri pogojih} \quad & \|X\|_* \leq t, \\ & \mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M) \end{aligned} \tag{3.3}$$

Dokazano je bilo [4], da za matriko $X \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ in $t \in \mathbb{R}$ velja $\|X\|_* \leq t \iff \exists W_1 \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_1}, W_2 \in \mathbb{R}^{n_2 \times n_2}$ tako da [4]

$$\begin{aligned} Y &= \begin{bmatrix} W_1 & X \\ X^T & W_2 \end{bmatrix}, \\ Y &\succeq 0, \quad \text{Tr}(Y) \leq 2t \end{aligned}$$

Minimizacijski problem (3.3) lahko tako redefiniramo kot

$$\begin{aligned} \min_{Y,t} \quad & 2t \\ \text{tako da} \quad & Y \succeq 0, \\ & \langle Y, A_{ab} \rangle = c_{ab} \end{aligned}$$

kjer je $A_{ab} \in \mathbb{R}^{(n_1+n_2) \times (n_1+n_2)}$ matrika v množici A . Velja $A_{ab} \in A \iff (a, b) \in \Omega$. Matrika A_{ab} ima vse elemente ničelne, razen na mestu $(a, n_1 + b)$, kjer ima vrednost 1. Podobno je definiran tudi $c_{ab} \in \mathbb{R}$, ki ima vrednost M_{ab} .

Ker velja

$$\langle A, B \rangle = \sum_i^{n_1} \sum_j^{n_2} a_{ij} b_{ij}$$

je lahko videti, da je tak pogoj smiselen. Programi za reševanje SDP pa lahko tako obliko že sprejmejo. [7]

3.3 Prag singularnih vrednosti

Algoritem praga singularnih vrednosti, oziroma v nadaljevanju SVT uporabi idejo, da imamo pri matrikah z majhnim rangom nekaj velikih singularnih vrednosti, ostale pa blizu 0. Za svoje delovanje uvede dva nova pomembna koncepta, prvi je premik, drugi pa prag, potreben za uporabo operatorja \mathcal{D}_τ (3.1). Algoritem temelji na iteraciji

$$\begin{cases} X^k = \mathcal{D}_\tau(Y^{k-1}) \\ Y^k = Y^{k-1} + \delta_k \mathcal{P}_\Omega(M - X^k) \end{cases}$$

kjer je $\tau > 0$ izbran prag, δ_k izbran premik, $X^0 = 0 \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ ter $Y^0 = 0 \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$. [2]

V nadaljevanju bomo opisali glavno idejo zgornje iteracije. V grobem pa temelji na uporabi metode za iskanje vezanih ekstremov, kjer elementi matrik Y^k predstavljajo Lagrangove množitelje.

Uvedimo funkcijo

$$f_\tau(X) = \tau \|X\|_* + \frac{1}{2} \|X\|_F^2 \quad (3.4)$$

Problem lahko tako zapišemo kot

$$\begin{array}{ll} \min & f_\tau(X) \\ \text{pri pogojih} & \mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M) \end{array} \quad (3.5)$$

Opazimo lahko, da za velike vrednosti τ velja $f_\tau(X) \approx \tau \|X\|_*$, kar pomeni, da bo s primerno izbranim τ , algoritem res minimiziral nuklearno normo.

Definirajmo Lagrangeovo funkcijo

$$\mathcal{L}(x, \lambda) = f(x) + \lambda \cdot g(x),$$

kjer je $f(x)$ (3.5) funkcija, ki jo minimiziramo, pod pogojem, da velja $g(x) = 0$. Naš problem tako prevedemo v

$$\mathcal{L}(X, Y) = f_\tau(X) + \langle Y, \mathcal{P}_\Omega(M - X) \rangle$$

Je ta citat
smiselen?

S pomočjo tako imenovanega Uzawoega algoritma [2], pa lahko problem pretvorimo v iterativni algoritem.

$$X^k = \arg \min_X \mathcal{L}(X^k, Y^{k-1}) \quad (3.6)$$

$$Y^k = Y^{k-1} + \delta_k \mathcal{P}_\Omega(M - X^k) \quad (3.7)$$

Izkaže se, da je rešitev (3.6) enaka $\mathcal{D}_\tau(Y^{k-1})$.

Izrek 1.

Poglej
SVT cla-
nek 2.14

$$\mathcal{D}_\tau(Y) = \arg \min_X \left\{ \frac{1}{2} \|X - Y\|_F^2 + \tau \|X\|_* \right\} \quad (3.8)$$

Dokaz. Ker je $h(X) := \frac{1}{2} \|X - Y\|_F^2 + \tau \|X\|_*$ strogo konveksna funkcija, lahko za subgradient Z v točki X_0 rečemo, da velja $\forall X : f(X) \geq f(X_0) + \langle Z, X - X_0 \rangle$. Ali drugače povedano, vse točke na vseh tangentah na funkcijo $h(X)$ bodo pod ali na funkciji $h(X)$. To velja po sami definiciji, saj je to zahtevan pogoj subgradienta v neki točki.

Pri iskanju minimuma torej isčemo tako točko X' , da bo subgradient v točki X' enak 0. Problem sedaj zapišemo kot $0 \in X' - Y + \tau \partial \|X'\|_*$. Izkaže se, da je množica subgradientov nuklearne norme definirana kot

$$\partial \|X\|_* = \{UV^* + W : W \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}, U^*W = 0, WV = 0, \|W\|_2 \leq 1\}.$$

kjer $U\Sigma V^T$ predstavlja SVD razcep matrike X . [2]

Cilj dokaza je pokazati, da velja $X' = \mathcal{D}_\tau(Y)$. Najprej razčlenimo SVD razcep matrike Y kot

$$Y = U_0 \Sigma_0 V_0^T + U_1 \Sigma_1 V_1^T, s$$

kjer U_0, Σ_0 in V_0 predstavljajo lastne vrednosti ter njihove lastne vektorje večje od τ , U_1, Σ_1 in V_1 pa tiste manjše od τ . Ustrezno je torej pokazati, da velja

$$X' = U_0(\Sigma_0 - \tau I)V_0^T$$

Gre preprosto za drugačen zapis operatorja $\mathcal{D}_\tau(Y)$. Če zapis vstavimo v prejšnji podan pogoj dobimo

$$\begin{aligned} 0 &= X' - Y + \tau \partial \|X\|_* \\ Y - X' &= \tau(U_0 V_0^T + W) \end{aligned}$$

primerna izbira za $W = \tau^{-1} U_1 \Sigma_1 V_1^T$, saj

$$\begin{aligned} Y - X' &= U_0 \Sigma_0 V_0^T + U_1 \Sigma_1 V_1^T - U_0 (\Sigma_0 - \tau I) V_0^T = \\ &= U_0 V_0^T (\Sigma_0 - \Sigma_0 + \tau I) + U_1 \Sigma_1 V_1^T = \\ &= \tau U_0 V_0^T + U_1 \Sigma_1 V_1^T \end{aligned}$$

in

$$\begin{aligned} \tau(U_0 V_0^T + W) &= \tau(U_0 V_0^T + \tau^{-1} U_1 \Sigma_1 V_1^T) \\ &= \tau U_0 V_0^T + U_1 \Sigma_1 V_1^T \end{aligned}$$

Sedaj je zgolj potrebno pokazati, da veljajo potrebne lastnosti matrike W . Po sami definiciji SVD vemo, da so vsi stolpci matrik U in V ortogonalni. Torej velja $U_0^T W = 0$ in $W V_0 = 0$. Ker pa ima matrika Σ_1 vse elemente manjše od τ velja tudi $\|W\|_2 \leq 1$. S tem smo pokazali, da $Y - X' \in \tau \partial \|X'\|_*$. \square

Po trditvi lahko sedaj zapišemo algoritem (3.6) - (3.7) kot [2]

$$\begin{cases} X^k = \mathcal{D}_\tau(Y^{k-1}) \\ Y^k = Y^{k-1} + \delta_k \mathcal{P}_\Omega(M - X^k) \end{cases}$$

3.3.1 Nastavljanje parametrov τ in δ

Opazimo lahko, da algoritem SVT potrebuje dva parametra, τ in δ , ki ju moramo izbrati v naprej.

Medtem, ko so koraki v samem algoritmu definirani kot množica korakov, smo v okviru rezultatov diplomske naloge za premik uporabljali konstanto, ter korak nastavili na

$$\delta = 1.2 \frac{n_1 n_2}{m}$$

po priporočilih [2].

Prav tako članek navaja, da je za matrike velikosti $\mathbb{R}^{n \times n}$ smiselno nastaviti $\tau = 5n$, vendar sem v moji implementaciji zaradi posploševanja na nekvadratne matrike, za matrike velikosti $\mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ parameter nastavil na

$$\tau = 5 \frac{n_1 + n_2}{2}$$

Medtem, ko so taki parametri dobri za večje matrike, jih ne smemo uporabljati kot definitivno najboljše vrednosti. Med mojimi testiranji sem ugotovil, da je vrednost premika velikokrat treba zmanjšati, posebno za manjše matrike z več neznanimi vrednostmi, saj drugače program ni konvergiral. Prav tako, se je večkrat zgodilo, da je bil pridobljen rezultat še vedno zelo zašumljen. Takrat je bilo smiselno prag τ povečati. To je sicer upočasnilo program, vendar izboljšalo rezultat.

3.4 Minimizacija pritezane nuklearne norme

Že samo ime nam pove, da bo algoritem minimizacije pritezane nuklearne norme, oziroma TNNM podoben algoritmu NNM. Ideja tega algoritma pa je, da uporabimo dodatno informacijo $r \in \mathbb{N}$ o rangu originalne, nezašumljene matrike.

Sam algoritem uvede tako imenovano **r -pritezano nuklearno normo**, ki je za matriko $X \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$ definirana kot vsota $\min(n_1, n_2) - r$ najmanjših singularnih vrednosti

$$\|X\|_r = \sum_{i=r+1}^{\min(n_1, n_2)} \sigma_i(X)$$

TNNM rešuje problem [6]

$$\min_X \|X\|_r \tag{3.9}$$

$$\text{pri pogojih } \mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M)$$

Cilj algoritma je torej čim bolj zmanjšati najmanjše singularne vrednosti, medtem ko velikih ne omejujemo. S tem problem minimizacije omilimo.

Problem (3.9) je ekvivalenten

$$\min_X \|X\|_* - \sum_{i=1}^r \sigma_i$$

pri pogojih $\mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M)$

begin theorem naredi postrani

Za nadaljnje korake bomo potrebovali naslednji izrek

Izrek 2. Za $X \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2}$, $A \in \mathbb{R}^{r \times n_1}$, $B \in \mathbb{R}^{r \times n_2}$ in $r \in \mathbb{N}$, pri pogojih $r \leq \min(n_1, n_2)$, $AA^T = I_r$, $BB^T = I_r$ velja.

$$\text{Tr}(AXB^T) \leq \sum_{i=1}^r \sigma_i(X)$$

Dokaz. Za dokaz uporabljamo Von Neumannovo neenakost sledi, s katero lahko zapišemo

$$\text{Tr}(AXB^T) = \text{Tr}(XB^TA) \leq \sum_{i=1}^{\min(n_1, n_2)} \sigma_i(X)\sigma_i(B^TA)$$

Enakost $\text{Tr}(AXB^T) = \text{Tr}(XB^TA)$ sledi iz dejstva, da je sled produkta matrik invariantna pod cikličnimi permutacijami.

Po definiciji lahko singularne vrednosti matrike Y najdemo tako, da najdemo korene nenegativnih lastnih vrednosti matrike Y^TY . Tako lahko povemo, da so singularne vrednosti matrike B^TA enake lastnim vrednostim matrike A^TBB^TA . Izraz razpišemo v

$$A^TBB^TA = A^TI_rA = A^TA$$

Ker pa velja, da imata matriki XY in YX enake neničelne lastne vrednosti, ter vemo da $AA^T = I_r$, lahko povemo, da ima produkt B^TA r singularnih vrednosti enakih 1, saj ima I_n n lastnih vrednosti enakih 1. Tako lahko sedaj razpišemo izraz

$$\sum_{i=1}^{\min(n_1, n_2)} \sigma_i(X)\sigma_i(B^TA) = \sum_{i=1}^r \sigma_i(X)$$

Ugotovili smo, da velja

$$\text{Tr}(AXB^T) \leq \sum_{i=1}^r \sigma_i(X) \quad (3.10)$$

□

Izrek 3. Za SVD razcep matrike $X = U\Sigma V^T$, ter matriki $A = (u_1, \dots, u_r)^T$ in $B = (v_1, \dots, v_r)^T$, kjer je u_i i-ti stolpec matrike U ter v_i i-ti stolpec matrike V , velja

$$\text{Tr}(AXB^T) = \sum_{i=1}^r \sigma_i(X)$$

Dokaz.

$$\begin{aligned} \text{Tr}(AXB^T) &= \text{Tr}((u_1, \dots, u_r)^T X (u_1, \dots, u_r)^T) = \\ &= \text{Tr}((u_1, \dots, u_r)^T U \Sigma V^T (u_1, \dots, u_r)^T) = \\ &= \begin{bmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \Sigma \begin{bmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \\ &= \text{Tr}\left(\begin{bmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \sigma_r & \\ & & & 0 & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & 0 \end{bmatrix}\right) = \sum_{i=1}^r \sigma_i(X) \quad (3.11) \end{aligned}$$

□

Z združitvijo dokazov (3.10) in (3.11) zapišemo

$$\max_{AA^T=I, BB^T=I} \text{Tr}(AXB^T) = \sum_{i=1}^r \sigma_i(X)$$

Torej je optimizacijski problem ekvivalenten

$$\begin{aligned} \min_X \quad & \|X\|_* - \max_{AA^T=I, BB^T=I} \text{Tr}(AXB^T) \\ \text{pri pogojih} \quad & \mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M) \end{aligned}$$

Glede na vse ugotovitve, nato nastavimo iterativni algoritmom, tako da, izračunamo $X^0 = \mathcal{P}_\Omega(M)$. V i -ti iteraciji izračunamo A^i in B^i , tako da izračunamo SVD razcep $X^i = U\Sigma V^T$, ter A nastavimo kot prvih r stolpcov matrike U , B pa kot prvih r stolpcov matrike V . X^{i+1} lahko sedaj izračunamo kot [6]

$$\min_X \|X\|_* - \text{Tr}(A^i X (B^i)^T)$$

tako da $\mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M)$

Če minimizacijo še malo obrnemo, pa lahko problem rešujemo z uporabo algoritma ADMM.

iz kje pride
izracun
 Y^{i+1}

$$\min_X \|X\|_* - \text{Tr}(A^i W (B^i)^T) \quad (3.12)$$

tako da $W = X$, $\mathcal{P}_\Omega(W) = \mathcal{P}_\Omega(M)$

Ta problem ponovno zapišemo s pomočjo Lagrangeove funkcije, le da algoritmom ADMM definira še kazenski parameter β . [6]

kazenski
parameter?

$$\mathcal{L}(X, Y, W, \beta) = \|X\|_* - \text{Tr}(A_l W B_l^T) + \frac{\beta}{2} \|X - W\|_F^2 + \text{Tr}(Y^T (X - W))$$

Opazimo lahko, da funkcija definira zgolj pogoj $X = W$. Videli bomo, da algoritmom pogoj $\mathcal{P}_\Omega(X) = \mathcal{P}_\Omega(M)$ definira posredno, s popravljanjem znanih vrednosti. (3.13)

ali lahko
citiram
naprej

Matriko X^{k+1} ponovno definiramo kot

$$X^{k+1} = \arg \min_X \mathcal{L}(X, Y^k, W^k, \beta)$$

Z ignoriranjem konstantnih členov, pa lahko tako zapišemo

$$\begin{aligned} X^{k+1} &= \arg \min_X \|X\|_* + \frac{\beta}{2} \langle X - W^k, X - W^k \rangle + \frac{\beta}{2} \langle \frac{2}{\beta} Y, X \rangle = \\ &= \arg \min_X \|X\|_* + \frac{\beta}{2} \text{Tr}(X^T X - X^T W^k - W^{k^T} X - W^{k^T} W^k + \frac{2}{\beta} Y^{k^T} X) \end{aligned}$$

kako se
pise ena-
caje

Z namenom faktorizacije dodamo konstantne člene.

$$\begin{aligned}
 & \arg \min_X \|X\|_* + \frac{\beta}{2} \text{Tr}(X^T(X - W^k + \frac{1}{\beta}Y^k) - W^{k^T}(X - W^k + \frac{1}{\beta}Y^k)) \\
 & + \frac{1}{\beta}Y^{k^T}(X - W^k + \frac{1}{\beta}Y^k)) = \\
 & = \arg \min_X \|X\|_* + \frac{\beta}{2} \left\| X - W^k + \frac{1}{\beta}Y^k \right\|_F^2 = \\
 & = \arg \min_X \frac{1}{\beta} \|X\|_* + \frac{1}{2} \left\| X - (W^k - \frac{1}{\beta}Y^k) \right\|_F^2
 \end{aligned}$$

Po izreku (3.8) pa tako lahko zapišemo

$$X^{k+1} = \mathcal{D}_{\frac{1}{\beta}}(W_k - \frac{1}{\beta}Y_k)$$

Matriko W podobno izračunamo kot

$$\begin{aligned}
 W^{k+1} &= \arg \min_W \mathcal{L}(X^{k+1}, Y^k, W, \beta) \\
 &= \arg \min_W \frac{\beta}{2} \left\| W - (X^{k+1} + \frac{1}{\beta}(A_l^T B_l + Y_k)) \right\|_F^2
 \end{aligned}$$

Lahko je videti, da velja

$$W^{k+1} = X^{k+1} + \frac{1}{\beta}(A_l^T B_l + Y_k)$$

Zaradi pogoja $\mathcal{P}_\Omega(W) = \mathcal{P}_\Omega(M)$ pa tiste elemente, ki poznamo, popravimo.

[6]

$$W_{k+1} = W_{k+1} + \mathcal{P}_\Omega(M - W_{k+1}) \quad (3.13)$$

malo spremenjeno iz clanca

3.5 Izmenjajoč gradientni spust

Ker je računanje SVD razcepa zahtevna operacija, saj ima časovno zahtevnost $O(n^3)$, je bilo predlaganih nekaj algoritmov, ki za svoje delovanje ne potrebujejo SVD-ja. Algoritem Izmenjajočega gradientnega spusta, oziroma v nadaljevnu ASD sloni na računanju gradiента in premikanja po njem. Ideja algoritma je najti dve matriki $X \in \mathbb{R}^{n_1 \times r}$ ter $Y \in \mathbb{R}^{r \times n_2}$, tako da velja

$\mathcal{P}_\Omega(M) = \mathcal{P}_\Omega(XY)$. Vidimo lahko, da ponovno potrebujemo informacijo o rangu matrike, ki jo rekonstruiramo. Ker imata tako X in Y kvečjemu rang r , vemo, da tudi njun produkt XY ne bo imel ranga večjega od r .

Cilj algoritma je minimizirati

$$\min_{X,Y} \quad \frac{1}{2} \|\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(XY)\|_F^2$$

Algoritem minimizacije razdeli na dve, nato pa izmenično rešuje eno in nato drugo kot [9]

$$\begin{aligned} X_{i+1} &= \arg \min_X \|\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(XY_i)\|_F^2 \\ Y_{i+1} &= \arg \min_Y \|\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(X_{i+1}Y)\|_F^2 \end{aligned}$$

Za uporabo algoritma ASD potrebujemo odvoda funkcije $f(X, Y) = \frac{1}{2} \|\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(XY)\|_F^2$, ki ga izračunamo za vsak element posebej.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x_{a,b}} f &= \frac{\partial}{\partial x_{a,b}} \frac{1}{2} \|\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(XY)\|_F^2 \\ &= \frac{\partial}{\partial x_{a,b}} \frac{1}{2} \sum_i^{n_1} \sum_j^{n_2} (\delta_{i,j} m_{i,j} - \delta_{i,j} \sum_k^r (x_{i,k} y_{k,j}))^2 \\ &= \sum_j^{n_2} (\delta_{a,j} m_{a,j} - \delta_{a,j} \sum_k^r (x_{a,k} y_{k,j})) (-y_{b,j}) \implies \\ &\implies \frac{\partial}{\partial X} f = -(\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(XY)) Y^T \end{aligned}$$

kjer

$$\delta_{i,j} = \begin{cases} 1, & (i, j) \in \Omega \\ 0, & (i, j) \notin \Omega \end{cases}$$

Na podoben način bi lahko pokazali tudi

$$\frac{\partial}{\partial Y} = -X^T (\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega(XY))$$

Poščimo še najboljši korak gradientnega spusta. Cilj je pokazati, da je premik po gradientu s korakom t_x najboljši. Najprej definirajmo sam premik, kot

$$X^{k+1} = X^k - t_X \nabla f_Y(X)$$

Ker želimo, da bodo znane vrednosti produkta $X^{k+1}Y^k$ kar se da podobne znanim vrednostim matrike M , nastavimo t_x kot

$$t_x = \arg \min_t g(t)$$

kjer

$$g(t) = \frac{1}{2} \|\mathcal{P}_\Omega(M) - \mathcal{P}_\Omega((X - t\nabla f_Y(X))Y)\|_F^2$$

$$g(t) = \frac{1}{2} \|\mathcal{P}_\Omega(M - XY)\|_F^2 - t \text{Tr}(\mathcal{P}_\Omega(M - XY)\mathcal{P}_\Omega(\nabla f_Y(X)Y)^T) + \frac{t^2}{2} \|\mathcal{P}_\Omega(\nabla f_Y(X)Y)\|_F^2$$

Ker je [9]

$$g'(t) = -\|\nabla f_Y(X)\|_F^2 + t \|\mathcal{P}_\Omega(f_Y(X)Y)\|_F^2$$

ali lahko tako?

vidimo, da funkcija $g(t)$ doseže minimum pri

$$t_x = \frac{\|\nabla f_Y(X)\|_F^2}{\|\mathcal{P}_\Omega(\nabla f_Y(X)Y)\|_F^2}$$

Podobno velja za korak v smeri gradientnega spusta matrike Y , kjer

$$t_y = \frac{\|\nabla f_X(Y)\|_F^2}{\|\mathcal{P}_\Omega(X\nabla f_X(Y))\|_F^2}$$

3.6 LMaFit

LMaFit je algoritem, ki podobno kot ASD, rešuje problem matričnih napolnitvev z uporabo dveh manjših matrik $X^{n_1 \times r}$ in $Y^{n_1 \times r}$. Podobno kot v prejšnjih algoritmih rešujemo problem

$$\min_{X,Y,Z} \frac{1}{2} \|XY - Z\|_F^2$$

pri pogojih $\mathcal{P}_\Omega(M) = \mathcal{P}_\Omega(Z)$

le da sam problem rešujemo s pomočjo Moore-Penrose inverza (Označen z \dagger).

Lahko je videti, da bo funkcija $f(X, Y, Z) = \frac{1}{2} \|XY - Z\|_F^2$ imela najmanjšo vrednost, ko bo $XY = Z$. Zato uvedemo iterativni algoritem, ki

izmenično posodablja X, Y in Z tako, da fiksira dve izmed matrik. Minimizacijo matrik X in Y torej dosežemo na naslednji način.

$$\begin{aligned} X^{i+1}Y^i &= Z^i \\ X^{i+1} &= Z^i(Y^i)^\dagger \end{aligned}$$

Kjer se zanašamo na dejstvo, da nam množenje z Moore-Penrose inverzom z desne da najboljši možen rezultat. Podobno posodobimo matriko Y .

$$\begin{aligned} X^{i+1}Y^{i+1} &= Z^i \\ Y^{i+1} &= (X^{i+1})^\dagger Z^i \end{aligned}$$

Sedaj le še posodobimo matriko Z , kot

$$Z^{i+1} = X^{i+1}Y^{i+1} + \mathcal{P}_\Omega(M - X^{i+1}Y^{i+1})$$

Torej podobno kot prej poskušamo doseči $XY = Z$, vendar zaradi omejitve znanih vrednosti matrike M , na tistem mestu vrednosti popravimo. [10]

Poglavlje 4

Rezultati

Na koncu potem povzameš, kaj se dogaja v posameznem razdelku. V razdelku 4.1 si ogledamo delovanje algoritmov na velikih črno-belih slikah, v 4.2

...

V tem poglavju opišemo rezultate, ki smo jih pridobili med testiranjem algoritmov. Kot smo že omenili, bo večji del preizkušanja programa opravljen na slikah z manjkajočimi piksli. Gre za problem, ki ga je moč lepo vizualizirati. Pri surovih podatkih pomena numeričnih vrednosti ni tako enostavno interpretirati, tako da je težje ovrednotiti koristnost algoritma.

Prav tako opišemo točnost rezultatov različnih metod kot tudi čas izvajanja posameznih metod. Probleme zaženemo tudi na različnih vrstah podatkov, npr. podatkih, ki so zašumljeni enakomerno, kot tudi slikah, na katerih odstranjujemo besedilo. Zaradi interpretacije, slike razdelimo v več skupin, za katere opišemo ugotovitve.

Vse slike si je mogoče v boljši kakovosti ogledati na povezavi <https://tinyurl.com/yb7cjdv7>.

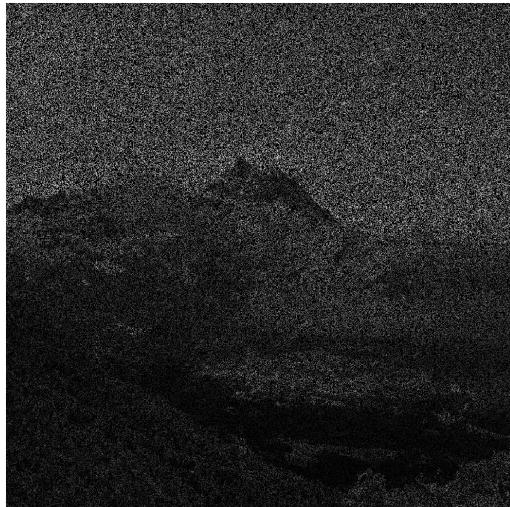
4.1 Velika črno-bela slika

Algoritme najprej testiramo na veliki, črno-beli sliki, velikosti 1000×1000 pikslov. Velika slika je bila izbrana, ker omogoča lažje vizualno ocenjevanje

delovanja in pravilnosti algoritmov. **Zadnji stavek malo preformuliraj. Sedaj ni jasno, kaj si želel povedati.** Ker je časovna zahtevnost algoritmov pri večjih slikah že precej velika, nam ta faza testiranja služi kot preverjanje delovanja samih algoritmov. Same podrobnosti razlik med rezultati si bomo zato podrobneje pogledali na manjših slikah. Algoritme preizkušamo trikrat, na podatkih z deleži znanih vrednosti 35%, 45% in 60%.



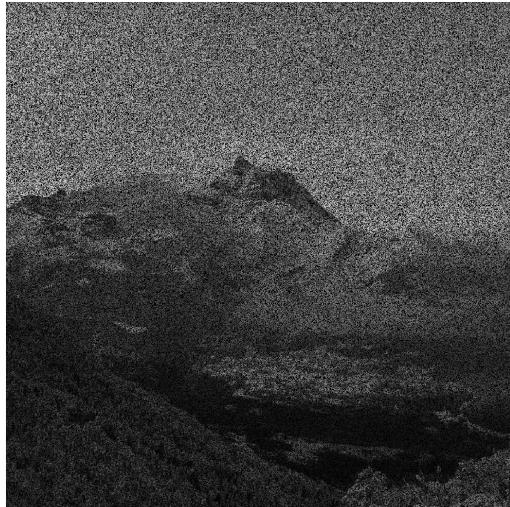
(a) Originalna slika.



(b) Slika z 35% znanimi podatki.

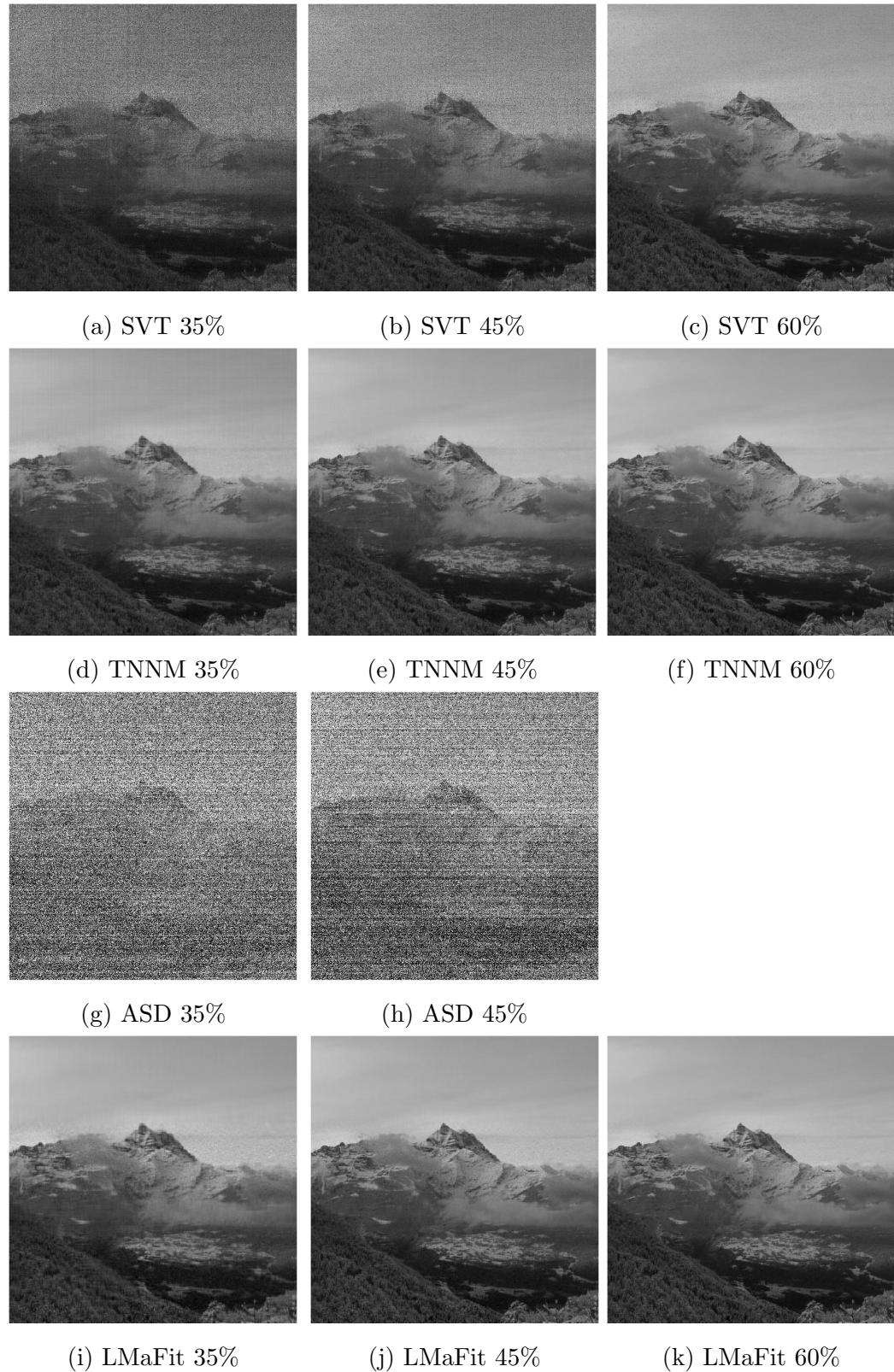


(c) Slika z 45% znanimi podatki.



(d) Slika z 60% znanimi podatki.

Slika 4.1: Slika uporabljena za rekonstrukcijo. [1]



Opazimo lahko, da je med rezultati velika razlika. Očitno je, da algoritmi TNNM, SVT in LMaFit delujejo najbolje, medtem ko ima algoritom ASD vprašljive rezultate. Te si lahko interpretiramo kot posledico lastnosti, da lahko algoritom konča v lokalnem minimumu. Prav tako algoritom ASD ni našel rešitve, ko je imel znanih 60% podatkov. Zato je ta algoritma smiselno uporabljati, kadar imamo dober začetni približek matrik X in Y ter manj poznanih vrednosti. **Te dve informaciji si nasprotujeta. Če imamo dober začetni približek, potem je to v nasprotju z manj znanimi vhodi. Malo bolje razloži.** Algoritom NNM smo med rezultati izpustili, saj je zaradi velikega števila matrik, potrebnih za definicijo omejitev, algoritom preveč prostorsko kompleksen. Ta algoritom bomo zato obravnavali posebej. Zaradi teh opazk se v naslednjih razdelkih večinoma osredotočamo na algoritme SVT, TNNM in LMaFit.

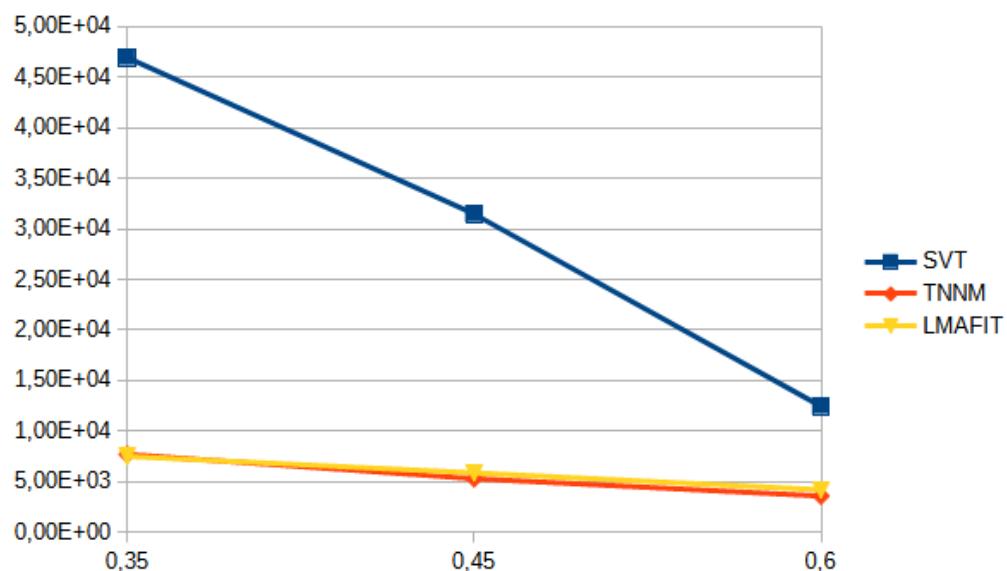
	SVT	TNNM	LMAFIT	ASD
35%	4.69×10^4	7.70×10^3	7.50×10^3	3.9743×10^7
45%	3.15×10^4	5.30×10^3	5.87×10^3	6.0910×10^7
60%	1.25×10^4	3.58×10^3	4.20×10^3	-

Tabela 4.1: Napake algoritmov izračunane s Frobeniusovo normo.

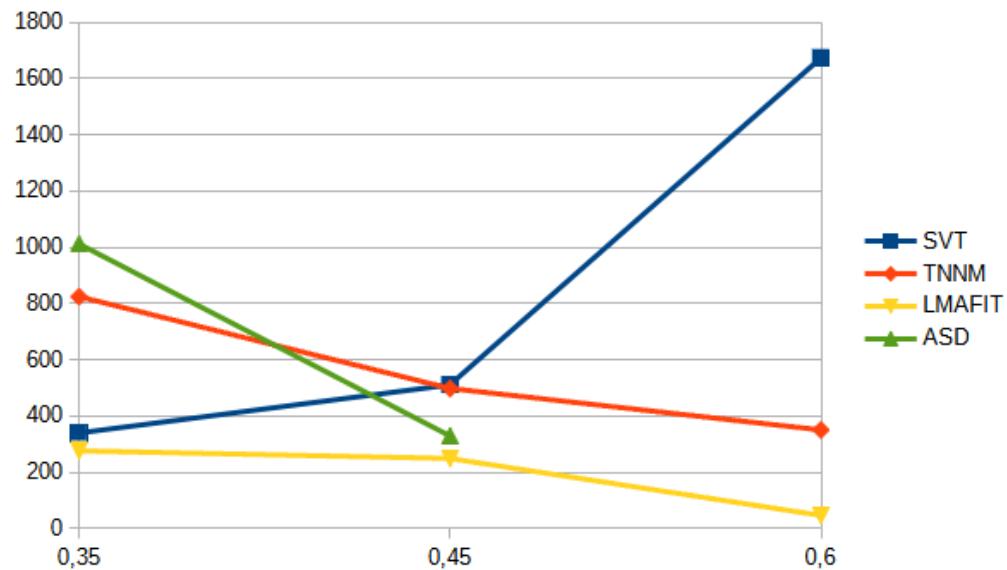
	SVT	TNNM	LMAFIT	ASD
35%	338s	824s	275s	1012s
45%	510s	498s	248s	328s
60%	1674s	350s	45.6s	-

Tabela 4.2: Časi do dosega zaustavitvenega pogoja.

Tudi pomen podatkov moraš navesti. Tj., kaj so vrednosti v prvi tabeli, in kaj meri čas v drugi. Kdaj doseže zaustavitevni kriterij?



Slika 4.3: Napake algoritmov glede na delež znanih vrednosti.



Slika 4.4: Časi izvajanja algoritmov glede na delež znanih vrednosti.

4.2 Vpliv kompleksnosti slik na napolnjevanje

Pomembno vprašanje pri študiju algoritmov za napolnitev matrik je vpliv kompleksnosti slik na točnost rezultatov. Ker slike naključnih vrednosti ni mogoče rekonstruirati *Kako si to mislit? Lahko jo rekonstruiramo, vendar sam slika nima pomena?*, lahko sklepamo, da bodo slike s preprostimi motivi napolnjene bolje. Za namene testiranja je torej smiselno izbrati preprosto sliko in sliko z veliko različnimi motivi. V naših testiranjih uporabljamo slike knjige in mesta. Slike sta velikosti 300×300 pikslov.



(a) Slika s preprostim motivom.

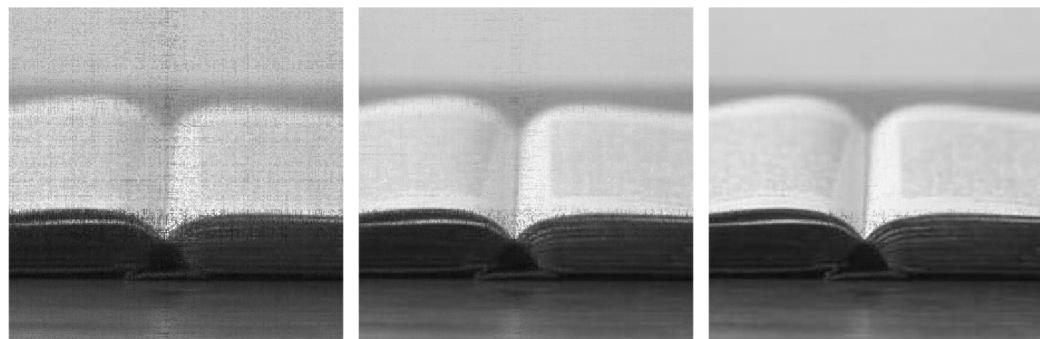


(b) Slika s kompleksnim motivom.

Slika 4.5: Vhodni slike [3, 5]

Lmaf
it
vcasih
potrebno
zagnati
veckat

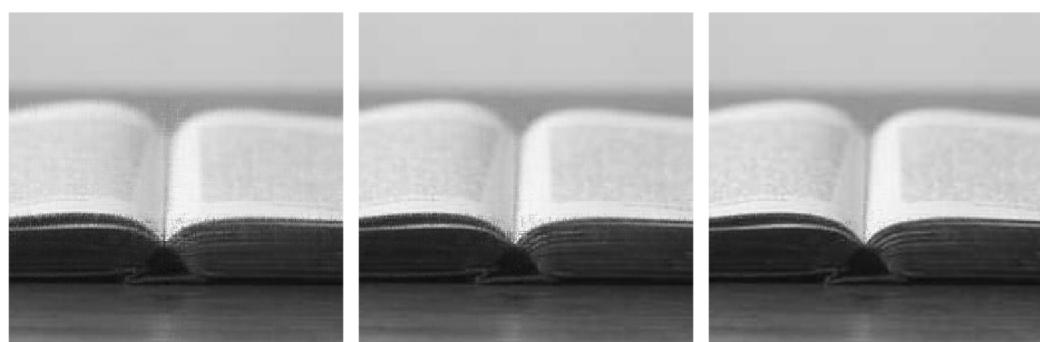
Kot smo pričakovali, so rezultati rekonstrukcije slike s preprostim motivom boljše. Prav tako lahko opazimo, da ima delež znanih vrednosti večji vpliv pri sliki s kompleksnim motivom. Napake z dodajanjem informacij torej hitreje padajo pri matrikah večjega ranga. Spomnimo se, da algoritma LMaFit in TNNM za svoje delovanje potrebujeta informacijo o rangu. Pri testiranju je bilo zato potrebno kompleksni slike podati večjo vrednost ranga, da sta lahko algoritma prišla do dobrih rezultatov.



Slika 4.6: Rekonstrukcija preprostega motiva z algoritmom SVT.



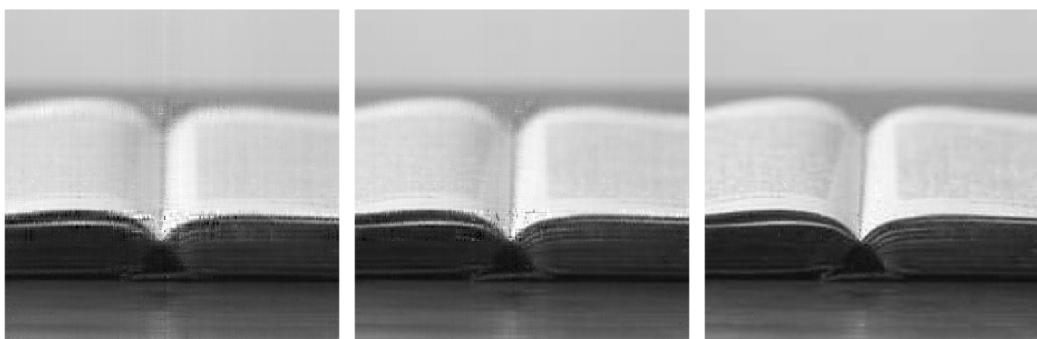
Slika 4.7: Rekonstrukcija kompleksnega motiva z algoritmom SVT.



Slika 4.8: Rekonstrukcija preprostega motiva z algoritmom TNNM.



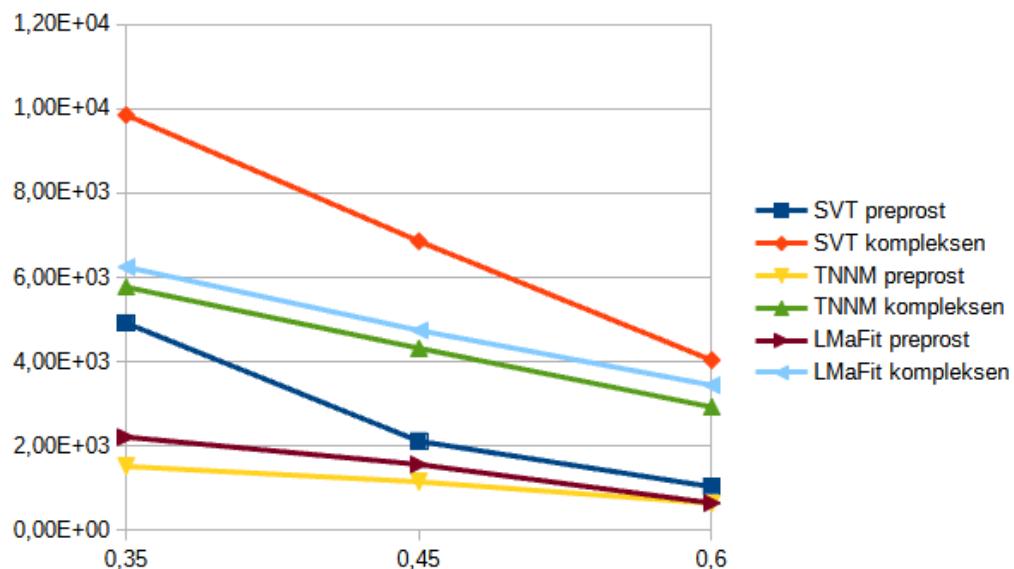
Slika 4.9: Rekonstrukcija kompleksnega motiva z algoritmom TNNM.



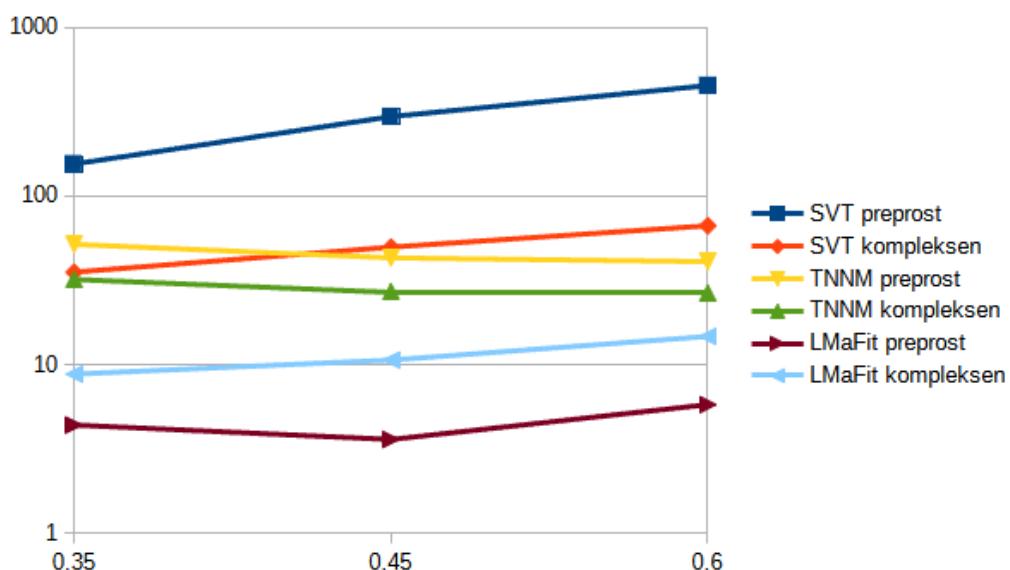
Slika 4.10: Rekonstrukcija preprostega motiva z algoritmom LMaFit.



Slika 4.11: Rekonstrukcija preprostega motiva z algoritmom LMaFit.



Slika 4.12: Graf napak algoritmov.



Slika 4.13: Graf časov izvajanja algoritmov na logaritmični skali.

Sama točnost algoritmov pa ostaja zelo podobna rekonstrukciji velike slike, torej z najboljšimi rezultati pridobljenimi z algoritmom TNNM, nato LMaFit in z najslabšimi rezultati algoritom SVT.

Sami časi izvajanja pa tu niso tako intuitivni. Prva glavna ugotovitev je, da algoritom SVT potrebuje veliko več časa pri preprostem motivu kot pri kompleksnem. To si lahko razlagamo kot posledico praga. Za dobre rezultate smo pri tako majhni matriki prag nastavili visoko. V našem primeru je imel ta vrednost 3600. V primeru preprostega motiva, lahko pričakujemo, da bomo imeli malo zelo velikih singularnih vrednosti. Zaradi tega se algoritom težko premika in išče rešitev. Iz tega sledi ugotovitev, da je algoritom SVT bolj smiselnou uporabljati za kompleksne motive.

Naslednja pomembna ugotovitev pa je, da delež znanih vrednosti različno vpliva na sam čas izvajanja. Tudi ta faktor je torej lahko pomemben pri izbiri algoritma za reševanje problema. Algoritom SVT potrebuje za rekonstrukcijo več časa, kadar ima poznanih več vrednosti, medtem ko se algoritmu TNNM z deležem znanih vrednosti čas izvajanja manjša. Algoritmu LMaFit težko določimo pravilo, saj najpočasnejše izvede rekonstrukcijo pri 45% znanih podatkov. Iz tega sklepamo, da je pri nekem deležu med 35% in 60% rekonstrukcija najpočasnejša. Tu pa je vredno omeniti tudi, da zaradi naključnega generiranja začetne matrike algoritom lahko različno dolgo rekonstruira isti primer. Ker pa smo teste pognali večkrat ter v povprečju vedno najdlje čakali pri vrednosti 45%, lahko sklepamo, da je v takih primerih rekonstrukcija res bolj zahtevna. Ta ugotovitev pa velja zgolj za ta primer, saj se algoritom v nadalnjih primerih obnaša tudi drugače.

4.3 Rekonstrukcija barvnih slik

Naslednje naravno vprašanje je, kako dobro algoritmi delujejo za rekonstrukcijo barvnih slik. Barvne slike so podane kot kombinacija barvnih kanalov rdeče, zelene in modre barve, pri čemer je vsak kanal predstavljen z matriko vrednosti pikslov. V tem razdelku nas bo zanimalo, ali je bolje napolnjevati matrike vsakega barvnega kanala posebej, ali je bolje matrike kanalov združiti v večjo pravokotno matriko in napolniti to večjo matriko. V prvem primeru algoritom uporabimo trikrat, medtem ko v drugem definiramo veliko

razmisli to
interpretacijo

Je to smiselnou pi-
sati?

matriko sestavljeni kot

$$A = \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

kjer R predstavlja matriko z vrednostmi rdečega kanala, G vrednosti zelenega kanala ter B vrednosti modrega kanala. Vsi testi v tej fazi so bili izvedeni na podatkih, kjer imamo poznanih 35% informacij.

	SVT	TNNM	LMAFIT
Enojna rekonstrukcija	1.50×10^4	9.60×10^3	1.10×10^4
Trojna rekonstrukcija	1.66×10^4	9.79×10^3	1.06×10^4

Tabela 4.3: Napake algoritmov izračunane s Frobeniusovo normo.

	SVT	TNNM	LMAFIT
Enojna rekonstrukcija	352s	124s	66s
Trojna rekonstrukcija	112s	100s	46s

Tabela 4.4: Časi do dosega zaustavitvenega pogoja.

Iz rezultatov v tabelah (4.3) in (4.4) opazimo, da obe metodi vrnete približno enako dobre rezultate, vendar pa je rekonstrukcija pri vseh testiranih algoritmih hitrejša, če ločene barvne kanale rekonstruiramo posebej. Zajeljučimo lahko, da je smiselno med sabo neodvisne podatke ločiti, ter jih obravnavati samostojno. Rezultat je smiseln, saj nam iskanje podobnosti med nepodobnimi podatki poveča količino dela.

Vprašanje: Ali so rekonstrukcije tudi vizualno enako dobre ali enojna rekonstrukcija konča v kakšnem drugem lokalnem ekstremu?

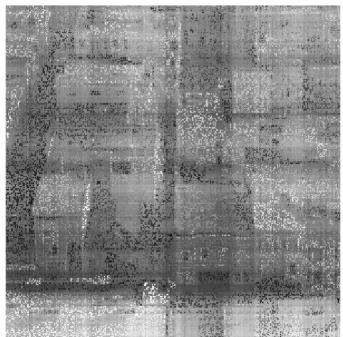
4.4 Vpliv podatka o rangu na rezultate

Spomnimo se, da algoritma TNNM in LMaFit za svoje izvajanje potrebujejo informacijo o rangu (v nadaljevanju jo bomo imenovali *parameter*). V

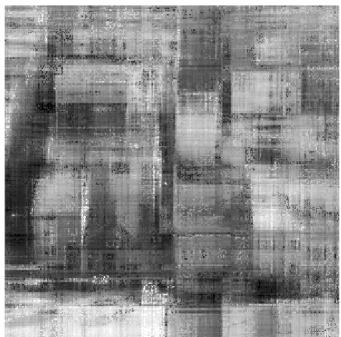
tem podpoglavlju bomo poskušali odgovoriti na vprašanje, kako pri obeh algoritmih ta informacija vpliva na rezultate in hitrost izvajanja. Za namene testiranja smo algoritom na isti sliki pognali večkrat, pri čemer smo postopoma povečevali rang. Ponovno smo teste izvajali na sliki mesta, z znanim deležem podatkov nastavljenim na 35%.

4.4.1 LMaFit

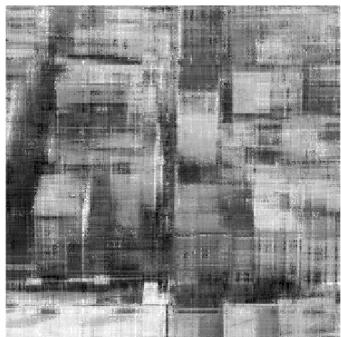
Algoritmom LMaFit smo testirali šestkrat, z rangom rezultata določenega na 1, 5, 10, 22, 25 in 60. Vrednost 22 je bila izbrana, ker je ob večkratnem zagonu programa pri različnih parametrih, ta dala najboljši rezultat. Posledično sta bili vrednosti 25 in 60 izbrani z namenom opazovanja, kakšne rezultate pridobimo z nadaljnjjim povečanjem ranga rekonstruirane matrike.



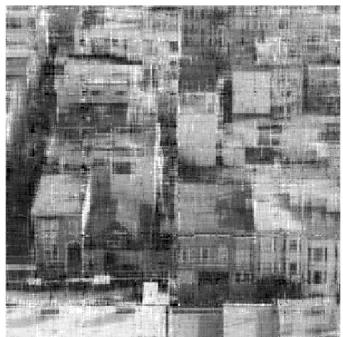
(a) Rekonstrukcija s para-
metrom 1.



(b) Rekonstrukcija s para-
metrom 5.



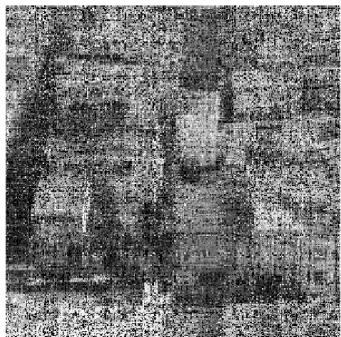
(c) Rekonstrukcija s para-
metrom 10.



(d) Rekonstrukcija s para-
metrom 22.



(e) Rekonstrukcija s para-
metrom 25.



(f) Rekonstrukcija s para-
metrom 60.

Parameter	Napaka	Čas izvajanja
1	1.11×10^4	0.04s
5	8.05×10^3	0.41s
10	6.61×10^3	0.42s
22	6.25×10^3	8.78s
25	6.57×10^3	41.26s
60	2.40×10^4	325.31s

Tabela 4.5: Rezultati rekonstrukcije algoritma LMaFit za različne parametre.

V prvem odstavku govorиш o rangu in različnih parametrih algoritma. Na slikah rang imenuješ parameter. Predlagam, da v imenih slik parameter spremeniš v rang.

Na rekonstruiranih slikah lahko opazimo izboljševanje podrobnosti slike vse do rang parametra 22. Vidimo pa lahko tudi, da pride pri prevelikem rangu parametru do preobrata. Rezultati se ponovno slabšajo, algoritem pa postane počasnejši. Od tod lahko zaključimo, da je pravilna izbira parametra ključna. Vredno je omeniti še, da za nekatere izbire ranga, algoritem ne konvergira. V primeru zgornje slike za izbiro ranga 30, algoritem LMaFit ni našel rešitve.

4.4.2 TNNM

V tem razdelku predstavimo rezultate vpliva parametrov na delovanje algoritma TNNM. Zaradi večje časovne zahtevnosti, algoritem TNNM testiramo zgolj trikrat, na rangih parametrih 1, 5 in 12. Za večje parametre je algoritem konvergiral zelo počasi, zaradi česar se testiranju teh izognemo. Tukaj se je pomembno spomniti, da parameter pri algoritmu TNNM ne določa samega ranga rezultata, vendar zgolj vpliva nanj. V algoritmu namreč omejimo samo ranga nastopajočih matrik A_l in B_l , prek katerih dobimo rezultat (Algoritem 3.12). Zaradi tega je težje določiti pravilo, kateri parameter je najboljši.

Sami rezultati vizualno med seboj delujejo podobni. Numerični izračun

Kako podati enoto napake, lahko napisem na zacetku da so vse napake fro-



(a) Rekonstrukcija s parametrom 1. (b) Rekonstrukcija s parametrom 5. (c) Rekonstrukcija s parametrom 12.

Parameter	Napaka	Čas izvajanja
1	5.70×10^3	35.9s
5	5.46×10^3	481s
12	5.27×10^3	930s

Slika 4.16: Rezultati rekonstrukcije algoritma TNNM za različne parametre.

napak sicer pokaže, da se napaka počasi zmanjšuje s povečevanjem ranga, vendar pa se čas reševanja zelo hitro povečuje. Zato se je potrebno odločiti, kako dober rezultat potrebujemo in ali smo točnost pripravljeni kompenzirati z bistveno večjo časovno zahtevnostjo rekonstrukcije. Seveda pa velja povedati, da je že pri [parametru rangu 1](#) TNNM dosegel najboljše rezultate izmed vseh algoritmov, obravnavanih v tej diplomski nalogi.

4.5 Rekonstrukcija slike z besedilom

V tem razdelku bomo preizkušali učinkovitost algoritmov na slikah, kjer se želimo znebiti nekega besedila na sliki. Gre za drugačno vrsto šuma, kjer so namesto enakomerne razporeditve neznani podatki zgoščeni na določenem delu slike. V našem primeru je bil delež znanih podatkov enak 92%, kar je bistveno več kot v primerih, ki smo si jih ogledali doslej.

[Enota napak.](#)



Slika 4.17: Slika z besedilom.



(a) Rekonstrukcija z algoritmom SVT. (b) Rekonstrukcija z algoritmom TNNM. (c) Rekonstrukcija z algoritmom LMaFit.

	Napaka	Čas izvajanja (s)
SVT	4.64×10^3	674s
TNNM	2.64×10^3	83.6s
LMaFit	3.17×10^3	0.95s

Tabela 4.6: Rezultati rekonstrukcije različnih algoritmov.

Ponovno lahko opazimo, da je najboljši rezultat vrnil algoritmom TNNM. Pri algoritmu SVT lahko opazimo sledi besedila, zaradi česar je tudi sama napaka pri tem algoritmu večja. Algoritmom LMaFit ni skonvergiral za vrednosti parametra ranga večje od 16, zaradi česar je sam rezultat produkta matrik X in Y slab. Opazimo lahko, da po rekonstrukciji manjkajočih vrednosti večina slike izgleda pravilno, še vedno pa je mogoče opaziti obrise

besedila. Rezultati teh testov nam pokažejo pomembnost vrste šuma, saj kljub velikemu deležu znanih podatkov, algoritmi večine podatkov ne morejo kakovostno uporabiti.

4.6 Primerjava rezultatov z algoritmom za reševanje Poissonove enačbe

Preveri

Ja, tu bova dala neko referenco. Pa nekje komentirala, da so tudi v originalnih člankih algoritme napolnitev matrik testirali na slikah. Slike se v praksi pogosto rekonstruira z reševanjem Poissonove enačbe

$$-\frac{\partial^2 v(x, y)}{x^2} - \frac{\partial^2 v(x, y)}{y^2} = f(x, y).$$

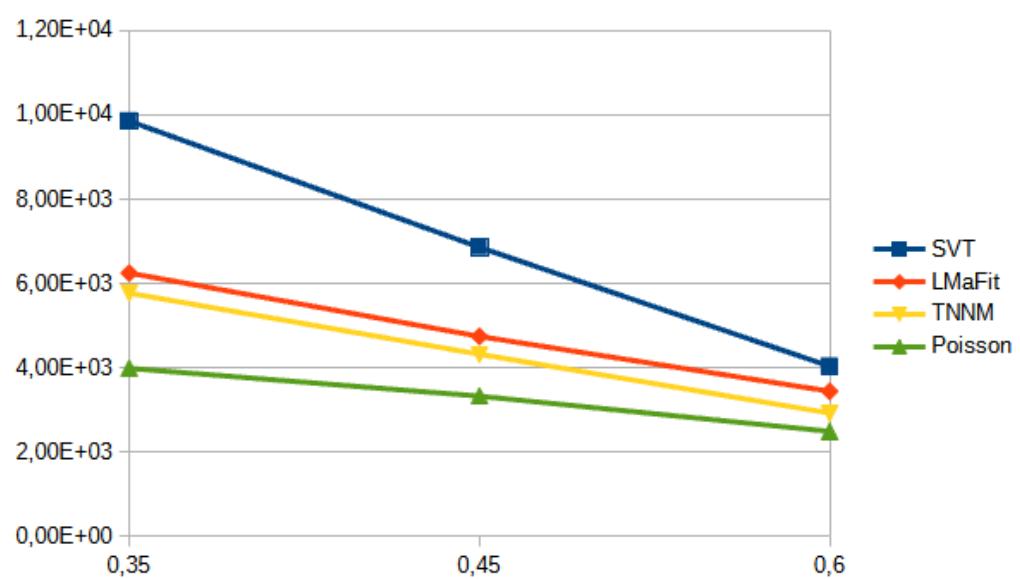
kjer je $v(x, y)$ vrednost piksla v točki (x, y) . To je parcialna diferencialna enačba, ki se jo običajno rešuje z uporabo metode *končnih differenc*. Pri tej metodi odvode aproksimiramo z uporabo diferenčnega kvocienta kot

$$\begin{aligned} -\frac{\partial^2 v(x, y)}{x^2} &\approx \frac{2v_{i,j} - v_{i-1,j} - v_{i+1,j}}{h^2}, \\ -\frac{\partial^2 v(x, y)}{y^2} &\approx \frac{2v_{i,j} - v_{i,j-1} - v_{i,j+1}}{h^2}. \end{aligned}$$

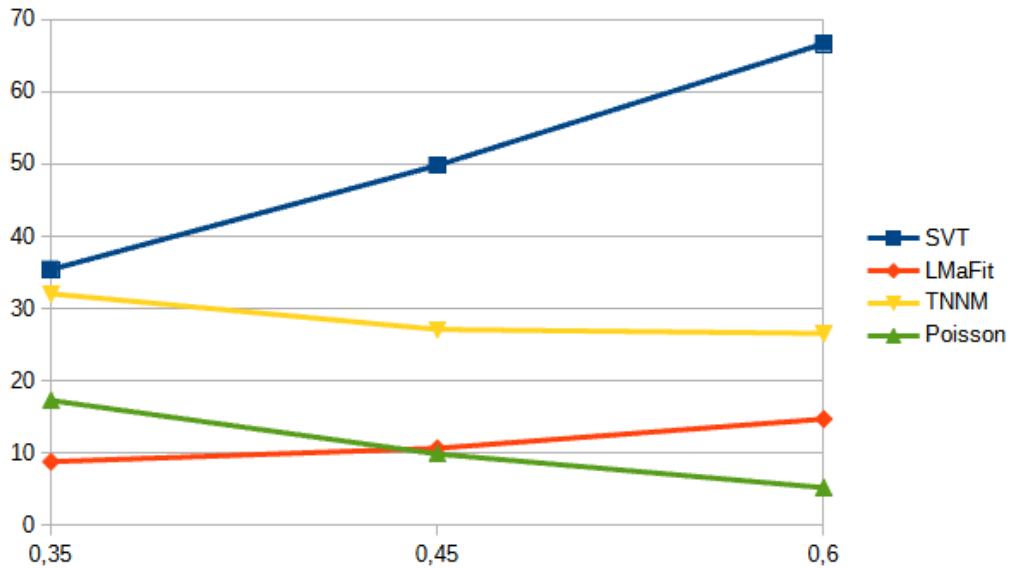
Z uporabo *Jacobijeve iteracije* lahko problem rešujemo iterativno, tako da neznane vrednosti v vsaki iteraciji posodobimo po formuli

$$u_{i,j}^{(k+1)} = \frac{1}{4}(u_{i-1,j}^{(k)} + u_{i,j-1}^{(k)} + u_{i+1,j}^{(k)} + u_{i,j+1}^{(k)})$$

Zaradi lastnosti vrstične diagonalne dominantnosti matrike Jacobijeve iteracije velja, da bo iteracija konvergirala. Spodaj si lahko ogledamo rezultate rekonstrukcij, zašumljene slike mesta.



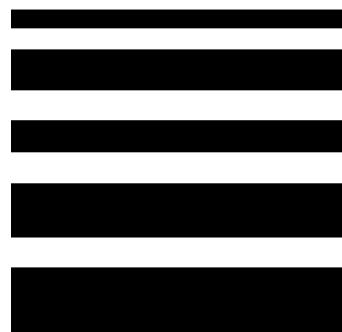
Slika 4.20: Napaka rekonstrukcij slike mesta glede na delež znanih podatkov.



Slika 4.21: Čas izvajanja rekonstrukcije slike mesta glede na delež znanih podatkov.

Vidimo, da je algoritom tako hitrejši, kot bolj točen. Vendar je pri primerjavi potrebno upoštevati, da se tak algoritom zanaša na lokalno podobnost podatkov, tj. bližnje točke imajo podobne vrednosti barvnih kanalov. Pri problemu minimizacije ranga matrik pa se na take podobnosti ne moremo zanašati. Omenili smo že, da lahko algoritom uporabljamo v priporočilnih sistemih. V takem primeru ne moremo uporabljati sosednosti, saj imata lahko uporabnika v sosednjih vrsticah povsem različne preference. Prav tako si je lahko zamisliti sliko, kjer bi reševanje Poissonove enačbe vrnilo slab rezultat. Tak primer je lahko preprosta dvobarvna slika, sestavljena iz več pasov. Očitno je, da ima originalna slika rang 1.

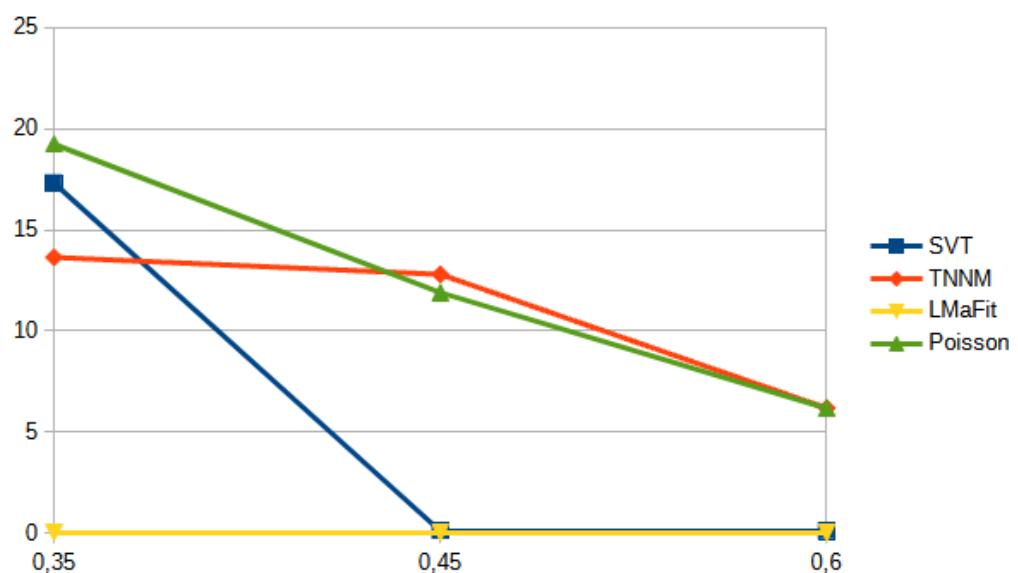
Medtem ko so algoritmi SVT, TNNM in LMaFit sliko rekonstruirali točno, je algoritom za reševanje Poissonove enačbe, kot pričakovano, tu imel več težav. Prav tako je algoritom za reševanje v večini primerov potreboval več časa.



Slika 4.22: Dvobarvna slika.



(a) Rekonstrukcija na 35% znanih podatkih. (b) Rekonstrukcija na 45% znanih podatkih. (c) Rekonstrukcija na 60% znanih podatkih.



Slika 4.24: Čas izvajanja rekonstrukcije dvobarvne slike glede na delež znanih podatkov.

Poglavlje 5

Zaključek

Ko bodo vsa prejšnja poglavja končana, se bom lahko lotil pisanja zaključka. V njem bom opisal kaj vse sem tekom pisanja diplomske naloge ugotovil ter opravil, ter povedal če sem z rezultati zadovoljen. Omenil bom tudi kaj bi lahko spremenil in kako bi algoritme nadgradil, ter omenil par idej, na katerih raziskovalci trenutno delajo, ter opisal kako se področje razvija.

Literatura

- [1] Jonathan Bean. *Unsplash*. URL: <https://unsplash.com/photos/5ulmc8IHdLc> (pridobljeno 9. 2. 2023).
- [2] Jian-Feng Cai, Emmanuel J. Candes in Zuowei Shen. *A Singular Value Thresholding Algorithm for Matrix Completion*. 2008. arXiv: 0810.3286 [math.OC].
- [3] Alejandro Escamilla. *Unsplash*. URL: <https://unsplash.com/photos/cZhUxIQjILg> (pridobljeno 9. 2. 2023).
- [4] Maryam Fazel. “Matrix rank minimization with applications”. PhD dezertacija. Stanford, CA: Stanford University, mar. 2002.
- [5] Gabe. *Unsplash*. URL: https://unsplash.com/photos/bIZrEK-Z_cI (pridobljeno 9. 2. 2023).
- [6] Yao Hu in sod. “Fast and Accurate Matrix Completion via Truncated Nuclear Norm Regularization”. V: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 35.9 (2013), str. 2117–2130. DOI: [10.1109/TPAMI.2012.271](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.271).
- [7] Luong Trung Nguyen, Junhan Kim in Byonghyo Shim. “Low-Rank Matrix Completion: A Contemporary Survey”. V: *IEEE Access* 7 (2019), str. 94215–94237. DOI: [10.1109/ACCESS.2019.2928130](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2928130).
- [8] Jos F. Sturm. “Using SeDuMi 1.02, A MATLAB toolbox for optimization over symmetric cones”. V: *Optimization Methods and Software* 11.1-4 (1999), str. 625–653. DOI: [10.1080/10556789908805766](https://doi.org/10.1080/10556789908805766). URL: <https://doi.org/10.1080/10556789908805766>.

- [9] Jared Tanner in Ke Wei. “Low rank matrix completion by alternating steepest descent methods”. V: *Applied and Computational Harmonic Analysis* 40.2 (2016), str. 417–429. ISSN: 1063-5203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.acha.2015.08.003>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1063520315001062>.
- [10] Zaiwen Wen, Wotao Yin in Yin Zhang. “Solving a low-rank factorization model for matrix completion by a nonlinear successive over-relaxation algorithm”. V: *Mathematical Programming Computation* 4 (dec. 2012). DOI: [10.1007/s12532-012-0044-1](https://doi.org/10.1007/s12532-012-0044-1).