

Doktorantūros ataskaita

IV studijų metų I pusmetis

Informatikos studijų programos doktorantas
Vytautas Dulskis

Vilniaus universiteto Duomenų mokslo ir skaitmeninių technologijų institutas

2023 m. kovo mėn. 21 d.

- **Disertacijos tema:**

Stochastinių dinaminių sistemų, stebimų su triukšmu, filtravimo, identifikavimo ir valdymo realiu laiku algoritmų sudarymas ir taikymas

- **Vadovas:**

Prof. habil. dr. Leonidas Sakalauskas

- **Doktorantūros pradžios ir pabaigos metai:**

2018 m. spalio mėn. 1 d. – 2023 m. rugsėjo mėn. 30 d.

(akademinėse atostogose 2021 m. rugsėjo mėn. 1 d. – 2022 m. rugpjūčio mėn. 31 d.)

- **Tyrimo objektas:**

- Stochastinės dinaminės sistemos, stebimos su triukšmu.

- **Tyrimo tikslas:**

- Sudaryti ir pritaikyti rekursinius algoritmus stochastinių dinaminių sistemų filtravimui, identifikavimui ir valdymui realiu laiku, esant adityviajam sistemų stebėjimo triukšmui.

● **Tyrimo uždaviniai:**

- Analitiškai apžvelgti su triukšmu stebimų stochastinių dinaminių sistemų filtravimo, identifikavimo ir valdymo realiu laiku uždavinių sprendimo metodus;
- Sudaryti rekursinius algoritmus tiesinių ir netiesinių stochastinių dinaminių sistemų, stebimų su triukšmu, filtravimui, identifikavimui ir valdymui realiu laiku;
- Sudarytus algoritmus iširti statistinio modeliavimo būdu, įrodyti jų konvergavimą ir palyginti su esamais algoritmais;
- Sudarytus algoritmus pritaikyti praktiniams uždaviniams spręsti.

● **Planuojami rezultatai:**

- Sudaryti korektiški ir konkurencingi rekursiniai algoritmai, skirti stochastinių dinaminių sistemų, stebimų su triukšmu, filtravimui, identifikavimui ir valdymui realiu laiku;
- Sudaryti algoritmai pritaikyti socialinių, verslo ir/ar technikos procesų/sistemų modeliavimui bei simuliacijai.

Visų studijų planas ir jo vykdymo suvestinė

1 lentelė: Visų studijų planas.

Studijų metai	Egzaminai		Dalyvavimas konferencijose		Publikacijos		
	Planas	Įvykdyta	Planas	Įvykdyta	Planas	Įvykdyta	Būklė
I (2018/2019)	1	1			1		
II (2019/2020)	1	1	1	1	1 (skola iš I studijų metų)	1	Publikuota
III (2020/2021)	2	2		2	1		
IV (2022/2023)			1		1 (skola iš III studijų metų)		Įteikta

Ataskaitinio pusmečio planas ir jo įvykdymas

2 lentelė: Ataskaitinis studijų pusmetis (IV: 2022/2023 m. m. I pusmetis).

Egzaminai		Dalyvavimas konferencijose		Publikacijos	
Planas	Įvykdyta	Planas	Įvykdyta	Planas	Įvykdyta/Būklė
		<u>Tarptautinė konferencija <i>The 23rd Conference of the International Federation of Operational Research Societies</i>, July 10 to 14, 2023, Santiago, Chile</u>	Atsižvelgiant į konferencijos datą, įvykdymas įmanomas tik sekantį mokslo metų pusmetį.	<u>Straipsnis <i>Computationally Efficient Maximum Likelihood Estimation of a One-Dimensional Cumulative Structural Equation Model</i> į WoS žurnalą su IF <i>Computational statistics</i>, Heidelberg, Springer.</u>	Įteikta (2023-03-17) į naujai išsirinktą žurnalą po 2 recenzavimo etapų kitame žurnale.

Doktorantūros studijų pasiekimai

3 lentelė: Doktorantūros studijų pasiekimai.

Dalyvavimas tarptautinėse konferencijose	Publikacijos (CA WoS su IF)	
Aprašas	Bibliografinis aprašas	Būklė
<p>1st International & EURO Mini Conference <i>Modelling and Simulation of Social-Behavioural Phenomena in Creative Societies</i>, September 18-20, 2019, Vilnius, Lithuania (www.msbc2019.mii.vu.lt).</p> <p>Pranešimas: <i>Probabilistic Model Of Cultural Participation Impact On Social Capital</i>. Autoriai: Vytautas Dulskis (pranešėjas), Rimvydas Lauzikas, Arūnas Miliauskas, Darius Pličkynas, Leonidas Sakalauskas.</p>	<p>Leonidas Sakalauskas, Vytautas Dulskis, Rimvydas Lauzikas, Arūnas Miliauskas & Darius Pličkynas (2021) A probabilistic model of the impact of cultural participation on social capital, <i>The Journal of Mathematical Sociology</i>, 45:2, 65-78, DOI: 10.1080/0022250X.2020.1725002</p>	Publikuota
<p>31st European Conference on Operational Research, 11-14 July 2021, Athens, Greece (https://euro2021.euro-online.org/).</p> <p>Pranešimas: <i>Incremental Maximum Likelihood Estimation of Noisy Gaussian Random Walk</i>. Autoriai: Vytautas Dulskis (pranešėjas), Leonidas Sakalauskas.</p>		
<p>2nd International & European Conference <i>Modelling and Simulation of Social-Behavioural Phenomena in Creative Societies</i>, September 21-23, 2022, Vilnius, Lithuania (https://msbc.tech). Pranešimas: <i>Efficient Maximum Likelihood Batch Estimation With Pure Time Series Data of a One-Dimensional Cumulative Structural Equation Model</i>. Autoriai: Vytautas Dulskis (pranešėjas), Leonidas Sakalauskas.</p>		

Visų mokslinių tyrimų ir disertacijos rengimo etapai

3.	<p>Atskirų daktaro disertacijos dalių (tyrimo metodikos, rezultatų, ginamų teiginių, išvadų, ir kt.) parengimas:</p> <p>3.1. Tikslų, uždavinių, tyrimo metodikos, ginamųjų teiginių patikslinimas;</p> <p>3.2. Analitinės disertacijos dalies parengimas;</p> <p>3.3. Teorinės disertacijos dalies parengimas;</p> <p>3.4. Eksperimentinės disertacijos dalies parengimas;</p> <p>3.5. Bendrųjų išvadų formulavimas.</p>	2022 m. spalio mėn. – 2023 m. balandžio mėn.	<p>Nurodytu laikotarpiu vykdomi ne atitinkami darbai, tačiau tęsiami antrojo etapo darbai, konkrečiai – kumuliaciniam struktūrinių lygčių modeliui sukonstruotas palapinsnis didžiausio tikėtimumo parametrų vertinimo algoritmas, taip logiškai pratęsiant anksčiau gautus rezultatus; šis algoritmas plečiamas filtravimo bei prognozavimo funkcionalumais, reikalingais pilnaverčiam praktiniam taikymui.</p>
4.	Daktaro disertacijos parengimas ir svarstymas padalinyje	2023 m. gegužės mėn.	
5	Daktaro disertacijos gynimas	2023 m. rugsėjo mėn.	

Trumpas per pusmetį gautų mokslinių rezultatų pristatymas

- Kumuliaciniam struktūrinių lygčių modeliui sukonstruotas palaipsnis didžiausio tikėtino parametro vertinimo algoritmas, logiškai pratęsiantis ankstesnius rezultatus;
- Pastarojo algoritmo plėtimas kitais su dinaminių sistemų uždaviniais susijusiais funkcionalumais, reikalingais pilnaverčiams praktiniams taikymams.

Modelis

Transition equation:

$$\eta_t = \eta_{t-1} + \mu_\eta + \Gamma_0 \xi_t + \zeta_t, \quad \eta_0 = c,$$

where $\{\eta_0\} \cup \{\eta_t\}$ is a sequence of scalar latent spaces, c is a scalar origin of this sequence, μ_η is a scalar intercept term, Γ_0 is an $1 \times k$ vector of latent input weights, $\{\xi_t\}$ is a sequence of independent and identically distributed $k \times 1$ vectors of latent input to the latent process (common factors) where $\xi_t \sim \mathcal{N}(0_{k \times 1}, I_{k \times k})$, and $\{\zeta_t\}$ is a sequence of independent and identically distributed $\mathcal{N}(0, \sigma_\eta^2)$ scalar latent process errors, $t = 1, \dots, T$.

Output measurement equation:

$$y_t = \eta_t + \epsilon_t, \tag{0.1}$$

where $\{y_t\}$ is a sequence of scalar observed outcomes and $\{\epsilon_t\}$ is a sequence of independent and identically distributed $\mathcal{N}(0, \sigma_y^2)$ scalar observed process noises, $t = 0, \dots, T$.

Input measurement equation:

$$x_t = \mu_x + \Lambda_x \xi_t + \delta_t,$$

where $\{x_t\}$ is a sequence of $m \times 1$ vectors of observed inputs, μ_x is an $m \times 1$ vector of intercept terms, Λ_x is an $m \times k$ matrix of factor loadings, and $\{\delta_t\}$ is a sequence of independent and identically distributed $m \times 1$ vectors of specific factors where $\delta_t \sim \mathcal{N}(0_{m \times 1}, \text{diag}(\sigma_{x_1}^2, \dots, \sigma_{x_m}^2))$, $t = 1, \dots, T$.

It is assumed that $\{\xi_t\}$, $\{\delta_t\}$, $\{\zeta_t\}$, and $\{\epsilon_0\} \cup \{\epsilon_t\}$, $t = 1, \dots, T$, are mutually independent.

Algoritmas

sopt ← s_opt

(a1 ← a1_ a2 ← a2_ a4 ← a4_ b1 ← b1_ b2 ← b2_ b4 ← b4_ c1 ← c1_ c2 ← c2_ c3 ← c3_ c4 ← c4_ c5 ← c5_ c6 ← c6_ d1 ← d1_ d2 ← d2_ d3 ← d3_ d4 ← d4_

(μxopt ← μ_x_opt MBopt ← MB_opt μyopt ← μ_y_opt R2opt ← R2_opt)

output_M ← (sopt μxopt MBopt μyopt R2opt)

for i ∈ M + 1..N

$$\left[\begin{array}{l} \text{sopt} \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \frac{d1 \cdot \mu yopt^2 - 2 \cdot d4 \cdot \mu yopt + d5 + 2 \cdot [\mu yopt \cdot d2^T - d6^T + (d4 - \mu yopt \cdot d1) \cdot \mu xopt^T] \cdot MBopt + MBopt^T \cdot [d3 + (\mu xopt \cdot d1 - 2 \cdot d2) \cdot \mu xopt^T] \cdot MBopt}{c1 \cdot \mu yopt^2 - 2 \cdot c4 \cdot \mu yopt + c5 + 2 \cdot [\mu yopt \cdot c2^T - c6^T + (c4 - \mu yopt \cdot c1) \cdot \mu xopt^T] \cdot MBopt + MBopt^T \cdot [c3 + (\mu xopt \cdot c1 - 2 \cdot c2) \cdot \mu xopt^T] \cdot MBopt} \end{array} \right. \text{sopt} \leftarrow \min(1, \max(0$$

$$\left[\begin{array}{l} a1 \leftarrow \text{sopt} \cdot a1 + 1 \quad c1 \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot c1 + \frac{a1^2}{i} \quad a2 \leftarrow \text{sopt} \cdot a2 + (z_x^T)^{(i-1)} \quad c2 \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot c2 + \frac{a2 \cdot a1}{i} \end{array} \right]$$

$$\left[\begin{array}{l} c3 \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot c3 + \frac{a2 \cdot a2^T}{i} \quad a4 \leftarrow \text{sopt} \cdot a4 + z_y_{i-1} \quad c4 \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot c4 + \frac{a4 \cdot a1}{i} \quad c5 \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot c5 + \frac{a4^2}{i} \quad c6 \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot c6 + \frac{a2 \cdot a4}{i} \end{array} \right]$$

$$\left[\begin{array}{l} d1 \leftarrow d1 \cdot \left(1 - \frac{1}{i}\right) + \frac{\text{sopt} \cdot a1^2 - (1 - \text{sopt}^2) \cdot b1 \cdot a1}{i} \quad d2 \leftarrow d2 \cdot \left(1 - \frac{1}{i}\right) + \frac{\text{sopt} \cdot a1 \cdot a2 - (1 - \text{sopt}^2) \cdot \frac{b1 \cdot a2 + b2 \cdot a1}{2}}{i} \quad d3 \leftarrow d3 \cdot \left(1 - \frac{1}{i}\right) + \frac{\text{sopt} \cdot a2 \cdot a2^T - (1 - \text{sopt}^2) \cdot \frac{b2 \cdot a2^T + a2 \cdot b2^T}{2}}{i} \end{array} \right]$$

$$\left[\begin{array}{l} d4 \leftarrow d4 \cdot \left(1 - \frac{1}{i}\right) + \frac{\text{sopt} \cdot a4 \cdot a1 - (1 - \text{sopt}^2) \cdot \frac{b4 \cdot a1 + b1 \cdot a4}{2}}{i} \quad d5 \leftarrow d5 \cdot \left(1 - \frac{1}{i}\right) + \frac{\text{sopt} \cdot a4^2 - (1 - \text{sopt}^2) \cdot b4 \cdot a4}{i} \quad d6 \leftarrow d6 \cdot \left(1 - \frac{1}{i}\right) + \frac{\text{sopt} \cdot a2 \cdot a4 - (1 - \text{sopt}^2) \cdot \frac{b2 \cdot a4 + b4 \cdot a2}{2}}{i} \end{array} \right]$$

(b1 ← b1 · sopt + a1 b2 ← b2 · sopt + a2 b4 ← b4 · sopt + a4)

$$\mu xopt \leftarrow \left(1 - \frac{1}{i}\right) \cdot \mu xopt + \frac{(z_x^T)^{(i-1)}}{i}$$

(p1 ← c3 - c2 · μxopt^T - μxopt · c2^T + μxopt · c1 · μxopt^T p2 ← c2 - μxopt · c1)

$$\left[\begin{array}{l} MBopt \leftarrow \left(I(m) - \frac{p1^{-1} \cdot p2 \cdot p2^T}{c1} \right)^{-1} \cdot p1^{-1} \cdot \left[c6 - \mu xopt \cdot c4 + \frac{c4}{c1} \cdot (\mu xopt \cdot c1 - c2) \right] \quad \mu yopt \leftarrow \frac{c4 - MBopt^T \cdot (c2 - \mu xopt \cdot c1)}{c1} \quad R2opt \leftarrow \text{sopt} \cdot [c1 \cdot \mu yopt^2 - 2 \cdot c4 \cdot \mu yopt + c5 + 2 \cdot [\mu yopt$$

output_i ← (sopt μxopt MBopt μyopt R2opt)

return output

Kito pusmečio darbo planas

2022/2023 m. m. antrojo pusmečio darbo planas:

- Pabaigti rengti ir publikuoti straipsnį, skirtą su kumuliaciniu struktūrinių lygčių modeliu susijusių uždavinių sprendimui realiu laiku bei to taikymams socialinėje/techninėje srityje (šis straipsnis yra +1 prie plane nurodytų 2);
- Sudalyvauti ~~The 23rd Conference of the International Federation of Operational Research Societies, July 10 to 14, 2023, Santiago, Chile~~;
- Parengti disertaciją.