

Dr inż. Paweł Wachel
Katedra Automatyki, Mechatroniki i Systemów Sterowania
Wydział Elektroniki, Politechnika Wroclawska

Załącznik 2. do Wniosku
o przeprowadzenie postępowania habilitacyjnego

AUTOREFERAT

przedstawiający opis osiągnięć naukowych,
w szczególności określonych w art. 16 ust. 2 ustawy o stopniach naukowych
i tytule naukowym oraz o stopniach i tytule w zakresie sztuki

Wrocław, luty 2018

Spis treści

1	Imię i nazwisko	3
2	Posiadane dyplomy i stopnie naukowe	3
3	Informacje o dotychczasowym zatrudnieniu w jednostkach naukowych	3
4	Wskazanie osiągnięcia wynikającego z art. 16 ust. 2 ustawy o stopniach naukowych i tytule naukowym oraz o stopniach i tytule w zakresie sztuki	3
4.1	Tytuł osiągnięcia naukowego	3
4.2	Publikacje wchodzące w skład osiągnięcia naukowego	3
4.3	Omówienie celu naukowego ww. prac i osiągniętych wyników wraz z omówieniem ich ewentualnego wykorzystania	6
4.3.1	Identyfikacja systemów Wienera	7
4.3.2	Identyfikacja systemów Hammersteina	9
4.3.3	Identyfikacja systemów nieliniowych typu MISO, pobudzanych sygnałami strukturalnymi	10
4.3.4	Identyfikacja systemów Wienera-Hammersteina (LNL)	12
4.3.5	Agregacyjne modelowanie nieliniowych systemów dynamicznych	13
4.3.6	Agregacja typu wypukłego w modelowaniu dynamicznych systemów nieliniowych	14
4.3.7	Agregacja typu selektywnego w modelowaniu dynamicznych systemów nieliniowych	16
4.4	Podsumowanie wyników zawartych w pracach [C1]–[C9]	17
5	Omówienie pozostałych osiągnięć naukowo-badawczych	19
5.1	Algorytmy automatycznego ustawiania ostrości	19
5.2	Czasowo-częstotliwościowe techniki oceny jakości procesów autoregulacji mózgowej	20
5.3	Projekty realizowane we współpracy z przemysłem	20
5.3.1	Algorytmy przetwarzania obrazów i estymacji parametrycznej w modelowaniu przedniej powierzchni oka ludzkiego	21
5.3.2	Algorytmy przetwarzania informacji dla systemu zapobiegania schorzeniom układu ruchu	21
6	Dane bibliometryczne	22
6.1	Sumaryczny impact factor według listy Journal Citation Reports (JCR)	22
6.2	Liczba cytowań publikacji	22
6.3	Suma punktów MNiSW uzyskanych za publikacje	22

1 Imię i nazwisko

Paweł Wachel

2 Posiadane dyplomy i stopnie naukowe

- Doktor nauk technicznych, dyscyplina: Automatyka i Robotyka
Instytut Informatyki, Automatyki i Robotyki Politechniki Wrocławskiej, 2008 r.

Tytuł rozprawy doktorskiej: *Parametryczno-nieparametryczna identyfikacja systemów Wienera* (Rozprawa wyróżniona przez Radę Instytutu Informatyki, Automatyki i Robotyki Politechniki Wrocławskiej)

Promotor: Prof. dr hab. inż. Zygmunt Hasiewicz

- Magister inżynier, kierunek: Automatyka i Robotyka
Wydział Elektroniki, Politechnika Wroclawska, 2004 r.

Tytuł pracy magisterskiej: *Falkowe algorytmy nieparametrycznej estymacji nieliniowości w systemie Wienera* (Praca wyróżniona nagrodą Dziekana Wydziału Elektroniki Politechniki Wrocławskiej)

Promotor: Dr hab. inż. Przemysław Śliwiński, prof. PWr

3 Informacje o dotychczasowym zatrudnieniu w jednostkach naukowych

- 2013 r. – obecnie, Adiunkt, Katedra Automatyki, Mechatroniki i Systemów Sterowania, Politechnika Wroclawska.
- 2010 r. – 2013 r., Asystent, Instytut Informatyki, Automatyki i Robotyki, Politechnika Wroclawska.

4 Wskazanie osiągnięcia wynikającego z art. 16 ust. 2 ustawy o stopniach naukowych i tytule naukowym oraz o stopniach i tytule w zakresie sztuki

4.1 Tytuł osiągnięcia naukowego

Opracowanie i analiza algorytmów agregacyjnego modelowania oraz identyfikacji nieliniowych systemów dynamicznych z wykorzystaniem metod słownikowych i technik estymacji parametryczno-nieparametrycznej

4.2 Publikacje wchodzące w skład osiągnięcia naukowego

Sumaryczny impact factor, według bazy JCR Science Edition 2016, publikacji przedstawionych w ramach cyklu wynosi **18,974**. Sumaryczny impact factor, według bazy JCR Science Edition z roku publikacji artykułu¹, wynosi **17,966**. Sumaryczna liczba punktów według Ministerstwa

¹W przypadku publikacji z roku 2017 – ze względu na brak danych – przyjęto impact factor z roku 2016.

Nauki i Szkolnictwa Wyższego (MNiSW), zgodnie z wykazem czasopism naukowych oraz przepisami dotyczącymi przyznawania kategorii naukowej jednostkom naukowym jest równa **250 pkt**.

Przedstawiony do oceny cykl publikacji powiązanych tematycznie obejmuje monografię oraz osiem artykułów:

- [C1] **Paweł Wachel (100%)**, Identyfikacja i agregacyjne modelowanie nieliniowych systemów dynamicznych, Problemy Współczesnej Automatyki i Robotyki, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2017.

MNiSW: 25 pkt.

W monografii przedstawiono wybrane aspekty identyfikacji i agregacyjnego modelowania nieliniowych systemów dynamicznych. Rozdział pierwszy zawiera wprowadzenie w tematykę opisu systemów nieliniowych, w tym konstrukcji blokowych i zagadnień związanych z ogólnymi reprezentacjami opartymi na własności zanikającej pamięci systemu. W rozdziale drugim przedstawiono wybrane techniki identyfikacji systemów o strukturze blokowej. Rozdział trzeci stanowi wprowadzenie w tematykę modelowania agregacyjnego ze szczególnym uwzględnieniem zależności statycznych oraz klasyfikacją podstawowych zadań agregacji. Jest on także wstępem do omówienia technik agregacyjnego modelowania dynamicznych systemów nieliniowych, które zawarto w rozdziałach czwartym i piątym. Przedstawione w rozdziale czwartym oryginalne podejścia skupiają się wokół problemu agregacji wypukłej i konstruowane są w oparciu o kryteria optymalizacji z ograniczeniami w normie l_1 . Rozdział piąty zawiera natomiast opis konstrukcji i własności algorytmów agregacji selektywnej, opracowanych na potrzeby modelowania nieliniowych systemów dynamicznych.

- [C2] Grzegorz Mzyk (50%), **Paweł Wachel (50%)**, Kernel-based identification of Wiener-Hammerstein system, Automatica, 83, 275-281, 2017.

JCR, IF2016: 5,451; MNiSW: Lista A, 45 pkt.

Mój wkład w przygotowanie pracy oceniam na 50%. Polegał on na współudziale w opracowaniu koncepcji i struktury wieloetapowego algorytmu identyfikacji systemów Wienera-Hammersteina i współudziale w opracowaniu dowodów jego zbieżności. Jestem także autorem koncepcji związanej z ostatnim etapem algorytmu, tj. przedstawienia zadania identyfikacji poszczególnych odpowiedzi impulsowych obu podsystemów liniowych jako problemu klasyfikacji pierwiastków wielomianu charakterystycznego do dwóch klas, skojarzonych z poszczególnymi blokami dynamicznymi.

- [C3] **Paweł Wachel (100%)**, Wiener system modelling by exponentially weighted aggregation, International Journal of Control, 90(11), 2480-2489, 2017.

JCR, IF2016: 2,208; MNiSW: Lista A, 25 pkt.

W pracy zaproponowano nowy algorytm modelowania systemów Wienera techniką agregacji selektywnej, wykorzystującej tzw. wagi eksponencjalne. Przy łagodnych założeniach odnośnie sygnału wejściowego i charakterystyki nieliniowej systemu zbadano własności formalne algorytmu, dowodząc m.in. zbieżności do zera (wraz ze wzrostem liczby obserwacji) tzw. błędu agregacji, tj. błędu rozumianego jako koszt zastosowania omawianego podejścia. Praca zawiera także rezultaty badań symulacyjnych oraz dyskusję wyników modelowania uzyskanych dla rzeczywistych danych pomiarowych.

- [C4] Przemysław Śliwiński (30%), Anna Marconato (25%), **Paweł Wachel (30%)**, Georgios Birpoutsoukis (15%), Non-linear system modelling based on constrained Volterra series

estimates. IET Control Theory & Applications, 11(15), 2623-2629, 2017.

JCR, IF2016: 2,536; MNiSW: Lista A, 35 pkt.

Mój wkład w przygotowanie pracy oceniam na 30%. Jestem autorem wykorzystanej w pracy koncepcji agregacyjnego modelowania dynamicznych systemów nieliniowych oraz współautorem rezultatów formalnych uzyskanych dla przyjętych w artykule słowników volterrowskich i ograniczeń w normach innych niż l_1 . Jestem współautorem oprogramowania wykorzystywanego do przeprowadzenia eksperymentów numerycznych prezentowanych w pracy.

- [C5] **Paweł Wachel, (50%), Grzegorz Mzyk (50%),** Direct identification of the linear block in Wiener system, International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 30(1), 93-105, 2016.

JCR, IF2016: 1,708; MNiSW: Lista A, 25 pkt.

Mój wkład w przygotowanie pracy oceniam na 50%. Jestem autorem głównej koncepcji proponowanego w pracy algorytmu identyfikacji części liniowej systemu Wienera oraz współautorem jego formalnego ujęcia, w tym także współautorem dowodów zbieżności i szybkości zbieżności opracowanych estymatorów.

- [C6] **Paweł Wachel, (100%),** Convex aggregative modelling of infinite memory nonlinear systems, International Journal of Control, 89(8), 1613-1621, 2016.

JCR, IF2016: 2,208; MNiSW: Lista A, 25 pkt.

W pracy rozważana jest tematyka modelowania dynamicznych systemów nieliniowych z nieskończoną pamięcią. W proponowanym podejściu wykorzystuje się techniki agregacji wypukłej, konstruowane w oparciu o ograniczenia w normie l_1 . Kluczowym elementem jest przyjęcie łagodnych wymagań odnośnie pamięci systemu – zakłada się mianowicie, że rozważana klasa systemów nieliniowych może mieć pamięć nieskończoną, o eksponencyjnym charakterze zanikania. W artykule przedstawiono analizę własności formalnych omawianego algorytmu oraz przedyskutowano wpływ nieskończonej pamięci systemu na zachowanie uzyskanych oszacowań. Przedstawiono także wyniki badań symulacyjnych.

- [C7] **Paweł Wachel (50%), Przemysław Śliwiński (50%),** Aggregative modeling of nonlinear systems, IEEE Signal Processing Letters, 22(9), 1482-1486, 2015.

JCR, IF2016/IF2015: 2,528/1,661; MNiSW: Lista A, 30 pkt.

Mój wkład w przygotowanie pracy oceniam na 50%. Jestem autorem głównej koncepcji agregacyjnego modelowania dynamicznych systemów nieliniowych, która omawiana jest w pracy oraz autorem analizy formalnej zastosowanego algorytmu agregacji, opartego na ograniczeniu równościowym w normie l_1 . Opracowałem także oprogramowanie wykorzystane do przeprowadzenia omówionych w pracy eksperymentów numerycznych.

- [C8] **Paweł Wachel (50%), Przemysław Śliwiński (30%), Zygmunt Hasiewicz (20%),** Non-parametric identification of MISO Hammerstein system from structured data, Journal of Systems Science and Systems Engineering, 24(1), 68-80, 2015.

JCR, IF2016/IF2015: 0,915/0,804; MNiSW: Lista A, 15 pkt.

Mój wkład w przygotowanie pracy oceniam na 50%. Jestem autorem koncepcji rozważanego podejścia, tj. zastosowania sygnałów strukturalnych, wykorzystujących pojęcie różnorodności, w nieparametrycznej identyfikacji wielowymiarowych nieliniowości systemów Hammersteina. Jestem także współautorem analizy formalnej przedstawionego w pracy algorytmu identyfikacji, w tym dowodu zbieżności i szybkości zbieżności. Opracowałem również oprogramowanie wykorzystane do przeprowadzenia omawianych w artykule eksperymentów numerycznych.

[C9] Przemysław Śliwiński (40%), Zygmunt Hasiewicz (30%), **Paweł Wachel (30%)**, A simple scheme for semi-recursive identification of Hammerstein system nonlinearity by Haar wavelets, International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 23(3), 507-520, 2013.

JCR, IF2016/IF2013: 1,420/1,390; MNiSW: Lista A, 25 pkt.

Mój wkład w przygotowanie pracy oceniam na 30%. Polegał on na wskazaniu związku pomiędzy zaproponowanym, semirekurencyjnym, algorytmem nieparametrycznej identyfikacji nieliniowości w systemach Hammersteina a lokalnym estymatorem najmniejszych kwadratów, w którym zastosowano podejście jądrowe z falkowym jądrem sumacyjnym.

Wskaźnik IF2016 oznacza impact factor według bazy JCR z roku 2016. W przypadku publikacji z roku 2017 podano jedynie wskaźnik IF2016. Dla publikacji z lat wcześniejszych podano również impact factor z roku publikacji artykułu.

W nawiasach podano procentowy wkład poszczególnych autorów w przygotowanie publikacji. Oświadczenia współautorów zamieszczone są w dodatku 5. do Wniosku o przeprowadzenie postępowania habilitacyjnego.

4.3 Omówienie celu naukowego ww. prac i osiągniętych wyników wraz z omówieniem ich ewentualnego wykorzystania

Przedmiotem moich badań, przedstawionych w ramach powiązanego tematycznie cyklu publikacji [C1]–[C9], jest identyfikacja i modelowanie nieliniowych systemów dynamicznych z wykorzystaniem wybranych technik estymacji oraz metod agregacyjnego łączenia modeli.

Szeroko rozumiana problematyka identyfikacji systemów stanowi ważny element wielu dziedzin naukowych (w tym teorii systemów, teorii sterowania i teorii sygnałów), a jednym z jej podstawowych zadań jest identyfikacja systemów nieliniowych, wykazujących jednocześnie cechy obiektów dynamicznych. Szczególnie często rozważa się w tym kontekście systemy o strukturze blokowej, a więc systemy złożone ze statycznych bloków nieliniowych i dynamicznych bloków liniowych. W klasie systemów blokowo-zorientowanych wyróżnić można z kolei trzy podstawowe typy obiektów, tj. systemy Hammersteina, Wienera oraz Wienera-Hammersteina (LNL). Ze względu na prostą konstrukcję oraz posiadane własności formalne są one często dyskutowane w literaturze, zarówno na gruncie rozważań teoretycznych, zob. np. [3], [4], [6], jak i w obszarze zastosowań praktycznych, zob. np. [13]. W zależności od posiadanej wiedzy wstępnej systemy te identyfikuje się przy użyciu metod parametrycznych, nieparametrycznych oraz podejść wypełniających zakres problemów pośrednich, tj. metod parametryczno-nieparametrycznych.

Prowadzone przeze mnie badania w obszarze identyfikacji systemów o strukturze blokowej dotyczyły zagadnień uznawanych na ogół za stosunkowo trudne, tj. w szczególności:

- a) Identyfikacji systemów Wienera pobudzanych sygnałami *niegaussowskimi*, przy ograniczonej wiedzy wstępnej o nieliniowej charakterystyce systemu.
- b) Identyfikacji wielowejsściowych systemów Hammersteina (typu MISO), przy ograniczonej wiedzy wstępnej o obu podsystemach składowych.
- c) Identyfikacji systemów Wienera-Hammersteina pobudzanych sygnałami *niegaussowskimi*, przy ograniczonej wiedzy wstępnej o nieliniowej charakterystyce statycznej.

W ramach realizacji powyższych zadań opracowane zostały algorytmy, których konstrukcje, własności formalne oraz wybrane aspekty obliczeniowe przedstawiono w pracach [C2], [C5],

[C8], [C9] oraz w monografii [C1]. Podejścia te omawiane są poniżej, odpowiednio w podrozdziałach 4.3.1, 4.3.3 i 4.3.4.

Własności oraz wymagania formalne zaproponowanych algorytmów stanowiły następnie podstawę dla sformułowania ogólnego problemu *agregacyjnego modelowania systemów nieliniowych*, w którym klasa systemów jest istotnie rozszerzona (w szczególności nie wymaga się blokowej struktury rozważanych obiektów). W tym nowym podejściu – wywodzącym się z technik agregacyjnego modelowania funkcji regresji (zob. np. [5]) – zakłada się m.in., że badany system został wcześniej poddany procesowi identyfikacji przy pomocy różnorodnych, na ogół dowolnych metod identyfikacji, a uzyskane rezultaty (tzw. *modele*) zebrano w zbiorze zwanym dalej *słownikiem*². Istotą technik agregacyjnych jest przyjęcie łagodnych wymagań odnośnie struktury i zawartości słownika – w praktyce dopuszcza się umieszczanie w nim niemal dowolnych elementów opisujących identyfikowany system w sposób dowolnie dokładny. Tak utworzony zbiór stanowi następnie podstawę dla konstrukcji zagregowanych modeli rozważanych systemów nieliniowych (tzw. agregatorów).

Na potrzeby agregacyjnego modelowania dynamicznych systemów nieliniowych określono podstawowe typy zadań agregacji, por. [C1], tj. zadania agregacji liniowej, wypukłej oraz selektywnej, których geneza związana jest z modelowaniem zależności statycznych, por. [5] i [9]. W obszarze *agregacji wypukłej* opracowano ([C1], [C4], [C6], [C7]):

- d) Algorytm agregacji z ograniczeniem *równościowym* w normie l_1 dla klasy systemów z pamięcią skończoną.
- e) Algorytm agregacji z ograniczeniem *nierównościowym* w normie l_1 dla klasy systemów z pamięcią skończoną.
- f) Algorytm agregacji z ograniczeniem nierównościowym w normie l_1 dla klasy systemów z *pamięcią nieskończoną*, zanikającą eksponencjalnie.

Z kolei dla problemu *agregacji selektywnej* zaproponowano podejścia oparte na technice ważenia eksponencjalnego, por. [2], [11]. W szczególności (zob. [C1], [C3]):

- g) Algorytm agregacji metodą *uśrednionego* ważenia eksponencjalnego dla systemów z pamięcią skończoną.
- h) Algorytm agregacji metodą *bezpośredniego* ważenia eksponencjalnego dla systemów z pamięcią nieskończoną.

Ogólną prezentację koncepcji agregacyjnego modelowania systemów nieliniowych zawiera podrozdział 4.3.5. Algorytmy, o których mowa w punktach (d)–(f), przedstawione są w podrozdziale 4.3.6. Dyskusję podejść (g) oraz (h) zawiera natomiast podrozdział 4.3.7.

4.3.1 Identyfikacja systemów Wienera

W obszarze identyfikacji systemów Wienera moje badania skupiały się na podejściach nieparametrycznych oraz parametryczno-nieparametrycznych, przy założeniu sygnałów wejściowych innych niż *gaussowskie*. Szczególny nacisk położono w tym zakresie na identyfikację podsystemu liniowego na podstawie obserwacji wejścia i wyjścia systemu – bez znajomości i uprzedniej identyfikacji nieliniowej charakterystyki statycznej. Dysponując oszacowaniem odpowiedzi impulsowej podsystemu liniowego możliwe jest bowiem oszacowanie sygnału interakcyjnego (tj.

²Słownik może jednak zawierać także elementy nie będące wynikiem identyfikacji, jak funkcje ortogonalne, składowe szeregow Volterry itp.

wyjścia części liniowej systemu), co pozwala sprowadzić problem identyfikacji części nieliniowej do zadania identyfikacji elementu *statycznego*. W identyfikacji podsystemu liniowego mogą jednak wystąpić zasadnicze trudności, związane m.in. z faktem, że:

- sygnał wejściowy systemu nie ma charakteru gaussowskiego (co m.in. wyklucza możliwość stosowania technik opartych na twierdzeniu Bussganga),
- wiedza wstępna i założenia o statycznej charakterystyce nieliniowej, $g(\cdot)$, mają charakter istotnie ograniczony (w szczególności $g(\cdot)$ może np. nie być funkcją odwracalną).

Przyjmując powyższe założenia, w pracy [C5] przedstawiono podejście parametryczno-nieparametryczne, opracowane dla klasy systemów Wienera posiadających skończoną pamięć (o znanej długości $p < \infty$) i opisanych równaniami³

$$V_n = \sum_{i=0}^p \lambda_i X_{n-i}, \quad (1)$$

$$Y_n = g(V_n) + Z_n, \quad (2)$$

gdzie $\{\lambda_i\}$ jest odpowiedzią impulsową podsystemu liniowego, a $\{X_n\}$, $\{Y_n\}$ oraz $\{Z_n\}$ są odpowiednio sygnałami: wejściowym, wyjściowym i zakłócającym. W równoważnej postaci system (1)–(2) daje się przedstawić za pomocą równania

$$Y_n = G(\mathbf{X}_n; \boldsymbol{\lambda}) + Z_n, \quad (3)$$

gdzie $G(\mathbf{X}_n; \boldsymbol{\lambda}) = g(\boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{X}_n)$ jest uogólnioną, nieliniową charakterystyką systemu, $\mathbf{X}_n = [X_n, X_{n-1}, \dots, X_{n-p}]^T$, a wektor $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_p]^T$ złożony jest z elementów odpowiedzi impulsowej podsystemu liniowego. Przyjmując łagodne (nieparametryczne) wymagania o gładkości nieliniowej charakterystyki $g(\cdot)$, w omawianym podejściu konstruuje się funkcję kryterialną

$$\hat{Q}_0(\boldsymbol{\chi}) = \frac{1}{N-p} \sum_{n=p+1}^N [Y_n - \boldsymbol{\chi}^T \mathbf{X}_n]^2 K_h(\|\mathbf{X}_n\|),$$

w której argument $\boldsymbol{\chi}$ jest wektorem w przestrzeni \mathbb{R}^{p+1} , a $K_h(\cdot)$ jest funkcją jądra, zależną od parametru wygładzania h (zbieżnego do zera ze wzrostem liczby obserwacji, N , wejścia-wyjścia systemu). Jako estymator (przeskalowanej) odpowiedzi impulsowej podsystemu dynamicznego przyjmuje się następnie wektor minimalizujący $\hat{Q}_0(\boldsymbol{\chi})$, tj. wektor

$$\hat{\boldsymbol{\lambda}}^L = \left[\frac{1}{N-p} \sum_{i=p+1}^N \mathbf{A}_i \right]^{-1} \left[\frac{1}{N-p} \sum_{i=p+1}^N \mathbf{B}_i \right], \quad (4)$$

gdzie $\mathbf{A}_i = \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T K(\|\mathbf{X}_i\|/h)$ oraz $\mathbf{B}_i = Y_i \mathbf{X}_i K(\|\mathbf{X}_i\|/h)$.

W pracy [C5] zbadano asymptotyczne własności podejścia (4) i wykazano, że dla określonej klasy sygnałów wejściowych i zakłócających, $\hat{\boldsymbol{\lambda}}^L$ zbiega (według prawdopodobieństwa) do przeskalowanej odpowiedzi impulsowej podsystemu liniowego, gdy $N \rightarrow \infty$ oraz $h = N^{-\alpha}$, gdzie $\alpha \in (0, [p+1]^{-1})$. Przyjmując, dodatkowe ograniczenia odnośnie ciągu h udowodniono ponadto, że omawiany estymator zbiega średniokwadratowo z szybkością rzędu $\mathcal{O}(N^{-\frac{2}{p+3}})$.

Uzyskane rezultaty pozwalają na identyfikację podsystemu liniowego na podstawie obserwacji wejścia i wyjścia całego systemu, bez konieczności wcześniejszej identyfikacji podsystemu

³W autoreferacie przyjęto ujednolicone oznaczenia sygnałów, charakterystyk itd.

statycznego. Tym samym dają one podstawę dla identyfikacji obu podsystemów składowych w ramach podejścia dwuetapowego, którego konstrukcję omówiono m.in. w [C1].

Alternatywą dla przedstawionej powyżej procedury jest zaproponowana w monografii [C1] metoda identyfikacji *semikorelacyjnej*, w której m.in. nie wymaga się *znajomości* długości odpowiedzi impulsowej systemu (choć obowiązuje założenie skończonej pamięci, tj. $p < \infty$). W podejściu tym – przy pewnych ogólnych założeniach odnośnie symetrii charakterystyki statycznej systemu oraz parzystości i gładkości funkcji gęstości prawdopodobieństwa sygnału wejściowego – dowodzi się, że

$$\lambda_i = cE \{Y_n f'_X (X_{n-i})\}, \quad (5)$$

gdzie $c \neq 0$ jest pewną stałą, a $f'_X(\cdot)$ oznacza pochodną gęstości prawdopodobieństwa wejścia systemu. Powyższe równanie wiąże ze sobą elementy odpowiedzi impulsowej podsystemu liniowego, sygnały wejściowy i wyjściowy, a także pochodną gęstości prawdopodobieństwa $f_X(\cdot)$. Tym samym pozwala ono – poprzez estymację wartości oczekiwanej $E \{Y_n f'_X (X_{n-i})\}$ – na estymację poszczególnych elementów odpowiedzi impulsowej $\{\lambda_i\}$. W monografii [C1] wykazano, że estymator semikorelacyjny

$$\hat{\lambda}_i^S = \frac{1}{N-i} \sum_{n=i+1}^N Y_n f'_X (X_{n-i}) \quad (6)$$

zbiega do przeskalowanego elementu λ_i według prawdopodobieństwa (gdy $N \rightarrow \infty$) z szybkością parametryczną $\mathcal{O}_P(N^{-1/2})$, mimo nieznaności nieliniowej charakterystyki systemu. Konstrukcja (6), w odróżnieniu od estymatora (4), nie wymaga przy tym znajomości długości pamięci systemu. W przypadku braku wiedzy wstępnej o pochodnej gęstości prawdopodobieństwa $f'_X(\cdot)$ możliwe jest ponadto zastosowanie podejścia typu „plug-in”, w którym $f'_X(\cdot)$ zastępuje się parametrycznym, bądź nieparametrycznym estymatorem, utworzonym na podstawie obserwacji wejścia systemu.

Szczegółowa analiza semikorelacyjnej metody identyfikacji podsystemu liniowego przedstawiona została w drugim rozdziale monografii [C1], w którym omówiono również wybrane rezultaty eksperymentów numerycznych.

4.3.2 Identyfikacja systemów Hammersteina

Problem nieparametrycznej identyfikacji systemów Hammersteina (typu SISO) poruszony został w pracy [C9], w której zaproponowano nieparametryczny, semirekurencyjny, algorytm identyfikacji nieliniowej charakterystyki systemu, por. [4]. Wykorzystując ideę estymacji opartej na rozwinięciach ortogonalnych, w rozważanym podejściu zastosowano rodzinę falek Haara, szczególnie dogodnych na gruncie implementacyjnym i obliczeniowym. Semirekurencyjna konstrukcja algorytmu nie wymaga gromadzenia danych pomiarowych, bowiem oparta jest na koncepcji sekwencyjnie dodawanych poprawek, wyznaczanych w oparciu o kolejno napływające pary obserwacji wejścia i wyjścia systemu.

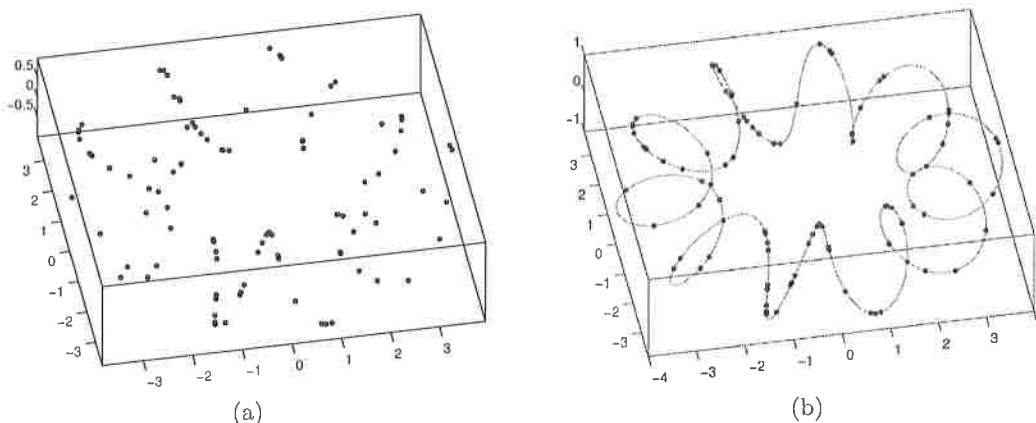
Przedstawiona w pracy analiza własności asymptotycznych algorytmu wskazuje na szeroki zakres stosowalności omawianego podejścia – dyskutowany estymator jest bowiem zbieżny (według prawdopodobieństwa, w punktach ciągłości nieliniowości) przy łagodnych założeniach odnośnie nieliniowości w systemie oraz dla szerokiej klasy sygnałów wejściowych. Dla charakterystyk nieliniowych będących funkcjami odcinkami Lipschitzowskimi (*ang. piecewise-Lipschitz*) w pracy określono także szybkość zbieżności rozważanego podejścia, zauważając, że uzyskany rząd szybkości zbieżności ma charakter optymalny (w ramach oszacowań uzyskiwanych dla problemu nieparametrycznej estymacji funkcji regresji, [7]).

4.3.3 Identyfikacja systemów nieliniowych typu MISO, pobudzanych sygnałami strukturalnymi

Ograniczona wiedza wstępna o identyfikowanym obiekcie powoduje na ogół, że zastosowanie parametrycznych technik identyfikacji jest utrudnione i może prowadzić do rezultatów obarczonych znacznym błędem. Wykorzystywane w takich przypadkach metody nieparametryczne dają natomiast możliwość identyfikacji z pominięciem ww. trudności, jednak z reguły charakteryzują się mniejszą szybkością zbieżności niż podejścia parametryczne. Istotne ograniczenie szybkości zbieżności jest szczególnie widoczne zwłaszcza podczas rozwiązywania problemów wielowymiarowych, w których jest ono wynikiem silnie niekorzystnej zależności od wymiaru rozwiązanego problemu.

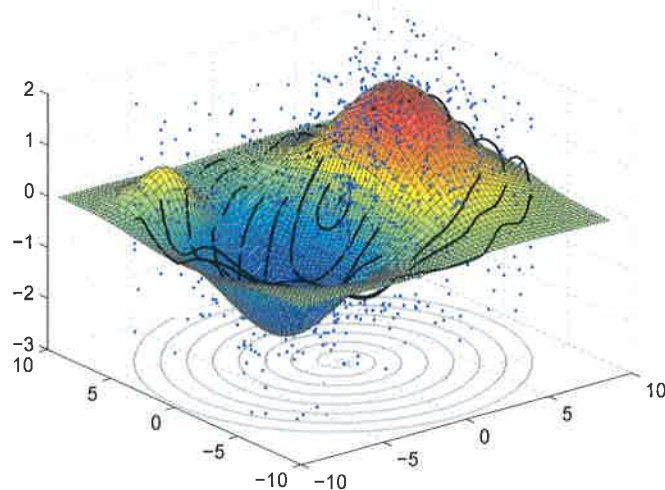
Prowadzone przeze mnie badania w obszarze nieparametrycznej identyfikacji systemów wielowymiarowych skupiały się na systemach Hammersteina typu MISO, w których nieliniowa charakterystyka statyczna $g(\cdot)$ jest funkcją $\mathbb{R}^{\mathcal{D}} \rightarrow \mathbb{R}^1$, gdzie \mathcal{D} oznacza liczbę wejść systemu, a podsystem liniowy jest obiektem typu SISO. Zakładając ograniczoną (nieparametryczną) wiedzę wstępną o obu podsystemach składowych, w pracy [C8] rozważa się problem identyfikacji charakterystyki $g(\cdot)$. Zgodnie z klasycznymi wynikami teorii estymacji nieparametrycznej (Stone, [7]), szybkość zbieżności estymatorów nieparametrycznych zależy od gładkości estymowanej funkcji oraz od wymiaru rozwiązanego problemu. W szczególności, jeżeli $g(\cdot)$ jest funkcją o gładkości rzędu p (por. [1, 12]), to (przy braku dodatkowych założeń) żaden jej nieparametryczny estymator nie może zbiegać (punktowo według prawdopodobieństwa) z szybkością większą niż $\mathcal{O}_P(N^{-\frac{p}{2p+\mathcal{D}}})$. Rezultat ten jest szczególnie niekorzystny ze względu na występującą w nim zależność od wymiaru \mathcal{D} , w praktyce utrudniającą stosowanie podejść nieparametrycznych w zadaniach identyfikacji systemów typu MISO.

Omawiane w pracy [C8] zadanie nieparametrycznej identyfikacji systemów Hammersteina typu MISO odnosi się do problemów, w których wektorowy sygnał wejściowy systemu ma charakter *strukturalny*. W rozważanym przypadku oznacza to, że wejście systemu jest ciągiem wektorów losowych, których poszczególne składowe mogą być ze sobą powiązane. Interpretując tego rodzaju sekwencję jako chmurę punktów w przestrzeni $\mathbb{R}^{\mathcal{D}}$ można zauważyć, że komponenty sygnału strukturalnego rozmieszczone są w pewnym zbiorze $\mathcal{M} \subset \mathbb{R}^{\mathcal{D}}$ (por. rys. 1).



Rysunek 1: (a) Przykład trójwymiarowego (strukturalnego) sygnału wejściowego jako „chmura punktów” w przestrzeni \mathbb{R}^3 oraz (b) ta sama sekwencja pomiarowa wraz z krzywą śrubową na powierzchni torusa

W pracy [C8] przyjmuje się założenie, że \mathcal{M} jest d -wymiarową rozmaitością (spełniającą określone warunki formalne), gdzie $d \leq \mathcal{D}$ jest tzw. wymiarem wewnętrznym \mathcal{M} . Tego rodzaju ograniczenie ma charakter stosunkowo ogólny, bowiem *nie wymaga się znajomości przestrzeni \mathcal{M}* – istotny jest jedynie fakt jej *istnienia*. W rozważanym podejściu zadanie nieparametrycznej identyfikacji statycznej nieliniowości $g(\cdot)$ realizowane jest za pomocą wielowymiarowego estymatora jądrowego, w którym dobór parametru wygładzania h zależy od wymiaru wewnętrznego d . W podejściu klasycznym, w którym nie dyskutuje się geometrycznej natury wielowymiarowego sygnału wejściowego, parametr ten jest natomiast zależny od liczby wejść systemu \mathcal{D} .



Rysunek 2: Przykładowa charakterystyka nieliniowa dwuwejściowego systemu Hammersteina ($\mathcal{D} = 2$) wraz z rezultatem identyfikacji. Kolorem szarym zaznaczono przestrzeń generowaną przez strukturalny sygnał wejściowy ($d = 1$). Chmura punktów reprezentuje sekwencję pomiarów wejścia i wyjścia systemu. Czarna krzywa na powierzchni charakterystyki nieliniowej jest rezultatem identyfikacji uzyskanym przy pomocy wielowymiarowego estymatora jądrowego, skonstruowanego w oparciu o wymiar wewnętrzny $d = 1$

Uzyskane w pracy [C8] wyniki formalne wskazują, że estymator jądrowy, zbudowany w oparciu o wymiar d , jest zgodny w punktach estymacji $\mathbf{x} \in \mathcal{M}$, w których charakterystyka systemu jest ciągła, a gęstość prawdopodobieństwa sygnału wejściowego jest niezerowa. Co więcej, przyjmując m.in., że nieliniowa charakterystyka w systemie posiada (w punktach estymacji $\mathbf{x} \in \mathcal{M}$) ciągle wszystkie pochodne cząstkowe pierwszego rzędu, pokazano, że estymator ten zbiega punktowo (według prawdopodobieństwa) z szybkością $\mathcal{O}_P(N^{-\frac{1}{2+d}})$. Szybkość ta zależy więc od wymiaru wewnętrznego d i nie jest zależna od liczby wejść systemu \mathcal{D} . Powyższy wynik pozwala zatem uzyskać istotne zwiększenie szybkości zbieżności estymatorów nieparametrycznych stosowanych do identyfikacji części statycznej wielowejściowego systemu Hammersteina w przypadku, gdy wymiar wewnętrzny strukturalnego sygnału wejściowego spełnia warunek $d \ll \mathcal{D}$.

Należy przy tym podkreślić, że założenie strukturalnej natury wejścia ma charakter egzystencjalny, tj. nie wymaga się znajomości skojarzonej z nim przestrzeni \mathcal{M} , a jedynie jej wymiaru wewnętrznego d . Gdy jednak parametr d nie jest znany, możliwa jest jego estymacja na podstawie dostępnych pomiarów wejścia systemu.

4.3.4 Identyfikacja systemów Wienera-Hammersteina (LNL)

Systemy Wienera-Hammersteina są systemami o strukturze szeregowej, złożonymi z dwóch liniowych podsystemów dynamicznych oraz wewnętrznego nieliniowego podsystemu statycznego. Dwa pierwsze elementy składowe tworzą zatem system Wienera, a dwa ostatnie, system Hammersteina. Związane z tym konsekwencje mają dwojaki charakter – z jednej strony sprawiają, że systemy LNL łączą w sobie zalety obu ww. struktur, z drugiej natomiast są one szczególnie trudne w identyfikacji, zwłaszcza w przypadku ograniczonej wiedzy wstępnej.

Problem identyfikacji systemów Wienera-Hammersteina poruszony został w pracy [C2], w której zaproponowano wieloetapowy algorytm identyfikacji parametryczno-nieparametrycznej. W podejściu tym przyjmuje się, że liniowe podsystemy składowe posiadają skończoną pamięć o znanej długości, odpowiednio p dla podsystemu wejściowego oraz q dla podsystemu wyjściowego. Założenia odnośnie statycznej charakterystyki nieliniowej mają natomiast charakter nieparametryczny i łączą w sobie wymagania globalne (spełnienie warunku Lipschitza) oraz lokalne (dwukrotna różniczkowalność w otoczeniu punktu $v_0 = 0$). Ogólna konstrukcja pierwszego etapu algorytmu sprowadza się do identyfikacji części nieliniowej systemu bez konieczności uprzedniej identyfikacji podsystemów liniowych. Podejście to wykorzystuje koncepcję estymacji typu „cenzor”, opartą na preselekcji podciągów obserwacji sygnału wejściowego. Zastosowano w tym celu jądrowy estymator ułamkowy postaci

$$\hat{g}_N(v) = \frac{\sum_{n=1}^N Y_n K\left(\frac{\delta_n(v)}{h}\right)}{\sum_{n=1}^N K\left(\frac{\delta_n(v)}{h}\right)}, \quad (7)$$

w którym $K(\cdot)$ pełni funkcję selektora pomiarów, a $\delta_n(v) = \sum_{i=0}^{p+q} |X_{n-i} - v|$.

W drugim etapie dokonuje się częściowej identyfikacji liniowych podsystemów dynamicznych poprzez estymację *splotu* ich odpowiedzi impulsowych. Zadanie to realizowane jest bez wykorzystywania oszacowania nieliniowości uzyskanego za pomocą estymatora $\hat{g}_N(\cdot)$. Podobnie jak w pierwszym etapie identyfikacji, dokonywana jest preselekcja ciągu obserwacji wejścia i wyjścia systemu – tym razem jednak z wykorzystaniem funkcji $\Delta_n = \max_{i=0,1,\dots,p+q} |X_{n-i}|$. Wprowadzenie selektora pomiarów zależnego od Δ_n umożliwia następnie asymptotyczne zawężanie przedziału selekcji pomiarów do otoczenia punktu v_0 charakterystyki $g(\cdot)$, w którym jest ona funkcją dwukrotnie różniczkowalną. Uzyskany w ten sposób estymator kolejnych komponentów łącznej (splecionej) odpowiedzi impulsowej bloków liniowych przyjmuje postać

$$\hat{x}_i = \frac{1}{N\eta^{p+q+3}} \sum_{k=p+q+1}^{N-(p+q)} X_k Y_{k+i} K\left(\frac{\Delta_k}{\eta}\right),$$

w której η jest parametrem odpowiedzialnym za szybkość zawężania selektora $K(\cdot/\eta)$.

Ostatni etap identyfikacji związany jest z zadaniem rozplotu ciągu $\{\hat{x}_i\}$ w celu oszacowania poszczególnych odpowiedzi impulsowych obu podsystemów dynamicznych. Etap ten oparty jest na otrzymanych wcześniej rezultatach identyfikacji, a więc na oszacowaniu nieliniowej charakterystyki $\hat{g}_N(v)$ (lub jej sparametryzowanej wersji) oraz na oszacowaniu łącznej (splecionej) odpowiedzi impulsowej $\{\hat{x}_i\}$. Ogólna koncepcja omawianego podejścia wykorzystuje operator „przesunięcia wstecz” oraz funkcję kryterialną

$$\hat{Q}(\tilde{\lambda}_\Theta, \tilde{\gamma}_\Theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [Y_n - \tilde{Y}_n(\tilde{\lambda}_\Theta, \tilde{\gamma}_\Theta)]^2,$$

w której $\tilde{Y}_n(\tilde{\lambda}_\Theta, \tilde{\gamma}_\Theta)$ oznacza wyjście modelu rozważanego systemu z nieliniowością $\hat{g}_N(v)$ oraz parametrami $\tilde{\lambda}_\Theta, \tilde{\gamma}_\Theta$, reprezentującymi potencjalne odpowiedzi impulsowe obu podsystemów składowych. Wynikowy estymator odpowiedzi impulsowych bloków dynamicznych definiowany jest jako $\{\hat{\lambda}, \hat{\gamma}\} = \arg \min_{\Theta \in \Omega} \hat{Q}(\tilde{\lambda}_\Theta, \tilde{\gamma}_\Theta)$, gdzie Θ i Ω są zbiorami zawierającymi pierwiastki wielomianu charakterystycznego, skojarzonego z sekwencją $\{\hat{x}_i\}$.

Przedstawiony powyżej algorytm jest alternatywą dla szeregu podejść prezentowanych w literaturze bowiem umożliwia identyfikację elementów składowych systemów Wienera-Hammersteina przy ograniczonej wiedzy wstępnej o nieliniowej charakterystyce statycznej oraz bez konieczności stosowania gaussowskich sygnałów wejściowych.

4.3.5 Agregacyjne modelowanie nieliniowych systemów dynamicznych

Zasadniczym celem technik omówionych w podrozdziałach 4.3.1–4.3.4 jest identyfikacja elementów składowych systemów o strukturze blokowej, tj. nieliniowych charakterystyk bloków statycznych oraz odpowiedzi impulsowych bloków dynamicznych. Nieco inne podejście przedstawiono natomiast w pracach [C4], [C6], [C7] oraz w rozdziałach 3., 4. i 5. monografii [C1], w których sformułowano problem *agregacyjnego modelowania dynamicznych systemów nieliniowych*. W odróżnieniu od klasycznych zadań identyfikacji, w ujęciu tym główny nacisk kładzie się na odwzorowanie ogólnych zależności *wejściowo-wyjściowych* rozważanych systemów, a nie ich wewnętrznych komponentów (jak np. nieliniowe charakterystyki statyczne). Kluczowym elementem technik agregacyjnych jest tzw. *słownik* (oznaczany dalej symbolem S), a więc zbiór zawierający niemal dowolne modele składowe badanego systemu nieliniowego, uzyskane np. poprzez (wcześniejsze) zastosowanie różnorodnych technik identyfikacji. W obszarze problemów agregacyjnych nie wymaga się blokowej struktury modelowanego obiektu – rozważane systemy opisywane są zazwyczaj ogólną zależnością

$$Y_n = m(X_n, X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_{n-p}) + Z_n, \quad (8)$$

w której $\{X_n\}$, $\{Y_n\}$ oraz $\{Z_n\}$ są odpowiednio sygnałami: wejściowym, wyjściowym i zakłócającym, a charakterystyka $m : \mathbb{R}^{p+1} \rightarrow \mathbb{R}^1$ pełni rolę uogólnionego elementu nieliniowego o cechach dynamicznych. W ujęciu podstawowym zakłada się, że rozważany system posiada skończoną pamięć o znanej długości $p < \infty$. Reprezentacja (8) mieści więc w sobie m.in. systemy blokowo-zorientowane, w tym systemy Wienera, Hammersteina i LNL, o ile posiadają one skończoną pamięć o długości nie większej niż p .

Przyjmując opis systemu dany wzorem (8) założymy jedynie, że $m(\cdot)$ jest funkcją ograniczoną, a S zawiera niemal dowolne modele systemu, które również są funkcjami ograniczonymi (por. [C1]). Na potrzeby prezentacji podejść agregacyjnych liczebność zbioru S oznaczmy symbolem D , a kolejne elementy słownika odpowiednio symbolami $\bar{m}_1(\cdot), \bar{m}_2(\cdot), \dots, \bar{m}_D(\cdot)$, gdzie $\bar{m}_i : \mathbb{R}^{p+1} \rightarrow \mathbb{R}^1$. Zakładając dostęp do N -elementowego zbioru pomiarów $T_N = \{(X_n, Y_n) : n = 1, 2, \dots, N\}$, zadanie modelowania agregacyjnego polega na wyznaczeniu modelu mieszanego (złożonego z elementów słownika S), który w sposób możliwie dokładny odwzorowuje zależności wejściowo-wyjściowe badanego systemu. Tak postawiony problem ma charakter stosunkowo ogólny, przez co może stanowić podstawę dla szeregu zadań bardziej szczegółowych. Wyróżnimy tu trzy podstawowe typy zadań (oryginalnie sformułowanych na potrzeby estymacji nieliniowej funkcji regresji, zob. np. [5]), tj. zadanie agregacji liniowej, wypukłej oraz selektywnej. W kontekście modelowania dynamicznych systemów nieliniowych są one w sposób zbiorczy rozważane w monografii [C1], a wybrane algorytmy umożliwiające ich realizację przedstawiono m.in. w pracach [C3], [C4], [C6], [C7].

Nieformalnie powiemy, że zadanie agregacji typu liniowego polega na opracowaniu agregatora (tj. modelu mieszanego złożonego z elementów zbioru S), którego określone własności

teoretyczne zbliżone są do własności *najlepszej możliwej kombinacji liniowej* elementów słownika. Dokładniej omówimy natomiast dwa pozostałe typy zadań agregacji (oraz zaproponowane w ramach rozważanego cyklu prac algorytmy umożliwiające ich realizację), tzn.:

- a) Zadanie agregacji typu wypukłego, polegające na opracowaniu agregatora, którego własności formalne zbliżone są do własności *najlepszej możliwej kombinacji wypukłej* elementów słownika S . Dla systemów ze skończoną pamięcią problem ten omawiany jest w pracy [C7] oraz w monografii [C1]. Jego uogólnienie dla systemów z pamięcią nieskończoną (zanikającą eksponencjalnie) zaproponowano natomiast w pracy [C6]. Rezultaty uzyskane w [C7] są ponadto punktem wyjścia dla zagadnień prezentowanych w pracy [C4], gdzie omawia się nowe algorytmy modelowania dynamicznych systemów nieliniowych przy silniejszych założeniach odnośnie struktury słownika, tj. dla słowników złożonych z elementów dyskretnego szeregu Volterry.
- b) Zadanie agregacji typu selektywnego, polegające na opracowaniu agregatora, którego własności formalne zbliżone są do własności *najlepszego pojedynczego* elementu słownika. Zadanie to istotnie różni się od problemu agregacji wypukłej, co przekłada się między innymi na inne wartości uzyskiwanych oszacowań tzw. błędów aproksymacji i agregacji. Poniżej omówiono dwa algorytmy agregacji selektywnej, tj. *algorytm uśrednionego ważenia eksponencjalnego* oraz *algorytm bezpośredniego ważenia eksponencjalnego*, wykorzystywane w problemach modelowania nieliniowych systemów dynamicznych. Dokładniej są one przedstawione w monografii [C1] oraz w pracy [C3], w której koncepcję uśrednionego ważenia eksponencjalnego zastosowano w problemie modelowania systemów Wienera ze skończoną pamięcią.

Własności teoretyczne technik agregacji realizujących zadania (a) i (b) przedstawione są poniżej w formie zwartej i uproszczonej. Wykorzystując pojęcie błędu średniokwadratowego, posłużono się tzw. *błędem aproksymacji agregatora*, a więc błędem średniokwadratowym najlepszego możliwego do uzyskania modelu mieszanego (w ramach realizacji określonego zadania agregacji). Wykorzystano także wielkość zwaną *błędem agregacji*, a więc pojęcie związane z kosztem zastosowania poszczególnych (empirycznych) technik agregacji, w tym algorytmów opartych na ograniczeniach w normie l_1 oraz metod ważenia eksponencjalnego.

4.3.6 Agregacja typu wypukłego w modelowaniu dynamicznych systemów nieliniowych

Zadanie agregacji typu wypukłego dla problemu modelowania dynamicznych systemów nieliniowych ze skończoną pamięcią sformułowane zostało w pracy [C7]. Jego rozwinięcie na przypadek systemów z pamięcią nieskończoną zawiera praca [C6]. Szersze omówienie obu podejść, wraz z rozszerzoną dyskusją ich własności formalnych, przedstawiono natomiast w monografii [C1].

W ujęciu podstawowym (por. [C1] oraz [C7]) agregator uzyskiwany na podstawie modeli zawartych w słowniku S dany jest wzorem

$$\bar{m}(\mathbf{x}; \hat{\alpha}^+) = \sum_{i=1}^D \hat{\alpha}_i^+ \bar{m}_i(\mathbf{x}), \quad (9)$$

w którym empiryczne współczynniki $\hat{\alpha}^+ = [\hat{\alpha}_1^+, \hat{\alpha}_2^+, \dots, \hat{\alpha}_D^+]^T$ minimalizują funkcję kryterialną

$$\hat{Q}(\alpha) = \frac{1}{N-p} \sum_{i=p+1}^N [\bar{m}(\mathbf{X}_i; \alpha) - Y_i]^2 \quad (10)$$

z ograniczeniem

$$\|\hat{\alpha}\|_1 = 1 \quad \text{oraz} \quad \hat{\alpha}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, D, \quad (11)$$

gdzie $\bar{m}(\mathbf{x}; \alpha) = \sum_{i=1}^D \alpha_i \bar{m}_i(\mathbf{x})$ oraz $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{p+1}$ i $\mathbf{X}_n = [X_n, X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_{n-p}]^T$ (dla uproszczenia zapisu zastosowano notację wektorową).

Istotnym elementem podejścia (9)–(11) jest *ograniczenie w normie l_1* , nakładane na wagi $\{\hat{\alpha}_i\}$ (wymaga się przy tym, aby przyjmowały one wyłącznie wartości *nieujemne*). Tak skonstruowane ograniczenie odgrywa zasadniczą rolę w analizie formalnej algorytmu – zgodnie z twierdzeniem 1. w [C7] (dla sygnałów wejściowych będących ciągami typu *i.i.d.*) oraz twierdzeniem 4.1 w [C1], zachodzi bowiem oszacowanie

$$E\{Q(\hat{\alpha}^+)\} - Q(\alpha^+) \leq C \frac{\sqrt{N(p+1)\ln D}}{N-p}, \quad (12)$$

gdzie C jest pewną stałą, $E\{Q(\hat{\alpha}^+)\}$ jest uśrednionym błędem agregatora (9), $Q(\alpha^+)$ oznacza błąd aproksymacji (tj. błąd najlepszego możliwego do uzyskania modelu mieszanego w ramach klasy rozważanych problemów agregacji), a $\varphi^{\text{CV}} \stackrel{\text{def.}}{=} [\sqrt{N(p+1)\ln D}]/[N-p]$ jest górnym oszacowaniem błędu agregacji. Nierówność (12) dowodzi w szczególności, że dla dowolnego słownika S (spełniającego ogólne warunki formalne), uzyskany na podstawie obserwacji ze zbioru T_N zagregowany empiryczny model $\bar{m}(\mathbf{x}; \hat{\alpha}^+)$ systemu (8), jest (w sensie średniokwadratowym) bliski (z dokładnością φ^{CV}) *najlepsznemu teoretycznemu modelowi mieszanemu* (określone przez wagi $\alpha^+ = [\alpha_1^+, \alpha_2^+, \dots, \alpha_D^+]^T$).

Zasadniczą zaletą oszacowania (12) jest m.in. mały wpływ liczebności słownika S na błąd φ^{CV} (tj. wpływ jedynie poprzez składnik $\sqrt{\ln D}$), co pozwala na stosowanie algorytmu dla słowników o znacznej liczebności względem liczby pomiarów wejścia-wyjścia systemu N . Szczegółową dyskusję wyniku (12) zawiera rozdział 4. monografii [C1], w którym rozważa się między innymi problem agregacji przy stałej liczbie obserwacji ($N = \text{const}$) i wzrastającej liczebności słownika D .

Pewnym rozwinięciem rezultatu (12) jest sformułowanie podejścia (9)–(11) w oparciu o łagodniejsze ograniczenia, tj. przyjmując w miejsce warunku (11) jedynie ograniczenie *nierównościowe* $\|\hat{\alpha}\|_1 \leq 1$, *bez wymagania* $\hat{\alpha}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, D$. Algorytm w tej postaci nie realizuje już jednak zadania agregacji wypukłej (na skutek dopuszczenia wag ujemnych). Posiada on natomiast lepsze własności formalne, tj. potencjalnie mniejszy błąd aproksymacji przy niezmiennym oszacowaniu błędu agregacji φ^{CV} (por. rozdz. 4. w [C1]). Podejście to jest podstawą dla procedury przedstawionej w pracy [C4], będącej wynikiem współpracy z zespołem prof. Johana Schoukensa (Fundamental Electricity and Instrumentation, ELEC, Vrije Universiteit Brussel), w której zasadniczy nacisk położono na wykorzystanie technik agregacyjnych do modelowania systemów nieliniowych w oparciu o rozwinięcia w szereg Voltery. W pracy tej przyjęto, że słownik S zawiera komponenty obciętego (dyskretnego) szeregu Voltery, a ograniczenie nakładane na wagi modelu mieszanego ma charakter $\|\hat{\alpha}\|_q \leq D^{(1/q)-1}$, gdzie $q \geq 1$. Zaproponowano także procedurę skalowania elementów słownika oraz przedyskutowano jej wpływ na zachowanie rozważanego algorytmu (zob. podrozdz. 3.2 w [C4]). Uzyskana w twierdzeniu 1. [C4] nierówność ma charakter zbliżony do oszacowania (12), a jej praktyczne własności zilustrowane zostały przy pomocy badań symulacyjnych.

Systemy z pamięcią nieskończoną

Omówione powyżej podejścia opracowane zostały przy łagodnych założeniach odnośnie charakterystyki nieliniowej systemu, a kluczowym ich ograniczeniem było przyjęcie w równaniu (8) *skończonej pamięci systemu, o znanej długości p* . W pracy [C6] zaproponowano rozszerzenie

techniki modelowania agregacyjnego opartej na ograniczeniach w normie l_1 na przypadek systemów z pamięcią nieskończoną. W tym celu sformułowano warunek pamięci zanikającej eksponencjalnie. Dla klasy systemów $Y_n = m(X_n, X_{n-1}, X_{n-2}, \dots) + Z_n$, (por. wzór (8)) posłużymy się notacją, w której $Y_n = m(\mathbf{X}_n) + Z_n$, gdzie $\mathbf{X}_n = [X_n, X_{n-1}, X_{n-2}, \dots]^T$. Zgodnie z definicją 2.1 w [C6] oraz definicją 4.1 w [C1] rozważany system posiada pamięć zanikającą eksponencjalnie, jeżeli dla dowolnego ograniczonego sygnału wejściowego \mathbf{X}_n istnieją stałe $c_0, c_1 > 0$, takie że

$$|m(\mathbf{X}_n) - m(\mathbf{X}_n^{[\tau]})| \leq c_0 e^{-c_1 \tau}, \quad (13)$$

dla każdego $\tau = 0, 1, 2, \dots$ oraz $\mathbf{X}_n^{[\tau]} = [X_n, X_{n-1}, \dots, X_{n-\tau}, 0, 0, \dots]^T$.

Zaproponowane w pracy [C6] rozszerzenie klasy obiektów nieliniowych na przypadek systemów z pamięcią nieskończoną opracowane zostało dla systemów, których pamięć zanika eksponencjalnie, a więc zgodnie z warunkiem (13). Uzyskane w [C6] wyniki wskazują, że zastosowanie przedstawionego wyżej algorytmu agregacji z ograniczeniem nierównościowym w normie l_1 pozwala uzyskać oszacowania zbliżone do (12), w których występuje dodatkowy (addytywny) składnik związany z nieskończonym charakterem pamięci systemu (zależny w szczególności od stałych c_0 i c_1 we wzorze (12)). Składnik ten dąży jednak do zera ze wzrostem liczby obserwacji wejścia-wyjścia systemu, powodując tym samym zanikanie błędu agregacji ze wzrostem N (w szczególności również dla słowników o znacznej liczebności, tj. $D > N$).

4.3.7 Agregacja typu selektywnego w modelowaniu dynamicznych systemów nieliniowych

Problem agregacji typu selektywnego różni się zasadniczo od przedstawionego powyżej zagadnienia agregacji wypukłej oraz podejść pokrewnych (wykorzystujących ograniczenia w normie l_1). Istotą modelowania technikami agregacji selektywnej jest bowiem uzyskanie agregatora, którego własności formalne zbliżone są do własności najlepszego *pojedynczego* elementu słownika, a nie kombinacji (wypukłej) składników zbioru S . Tak jak wcześniej, w podejściu tym przyjmuje się łagodne założenia odnośnie struktury i zawartości słownika, a celem jest opracowanie algorytmów, których błąd agregacji (interpretowany jako koszt zastosowania rozważanego podejścia empirycznego) jest możliwie mały.

Zastosowanie metod agregacji selektywnej do modelowania systemów Wienera przedstawiono w pracy [C3]. Dla ogólnej klasy dynamicznych systemów nieliniowych agregacja selektywna omawiana jest natomiast w monografii [C1], gdzie przedstawiono również pewne aspekty modelowania systemów o strukturze Wienera-Hammersteina. W podejściach tych wykorzystano dwie, omawiane poniżej, metody ważenia eksponencjalnego (por. [2] oraz [10] dla problemów estymacji funkcji regresji).

Uśrednione ważenie eksponencjalne

Technika ta zastosowana została w pracy [C3] do modelowania systemów Wienera (pobudzanych sygnałami losowymi) z dowolną (ograniczoną) nieliniowością i skończoną pamięcią. W szerszym ujęciu omówiono ją natomiast w rozdziale 5. monografii [C1], w którym zagregowane modele systemów (o strukturze analogicznej do modelu (9)) budowane są w oparciu o komponenty $\{\bar{m}_i\}$ zawarte w słowniku oraz wagi $\{\hat{\alpha}_i^M\}$ wyznaczone zgodnie z regułą

$$\hat{\alpha}_i^M = \frac{1}{\lfloor N/q_m \rfloor} \sum_{j=1}^{\lfloor N/q_m \rfloor - 1} \frac{\exp[-\tau R_j^M(\bar{m}_i)]}{\sum_{k=1}^D \exp[-\tau R_j^M(\bar{m}_k)]}. \quad (14)$$

Funkcja $R_j^M(\tilde{m}_i)$ w wzorze (14) określa skumulowany, empiryczny, błąd średniokwadratowy modelu \tilde{m}_i , wyznaczony na podstawie podzbioru obserwacji wejścia i wyjścia prawdziwego systemu, a q_m jest pewną stałą. Szczegóły konstrukcyjne podejścia (14) wraz z dyskusją znaczenia stałych q_m oraz τ omówiono w rozdz. 5. monografii [C1]. W nieco innym ujęciu są one również omawiane w pracy [C3].

Dla algorytmu agregacji wykorzystującego ważenie eksponencjalne (14) uzyskano oszacowanie (por. tw. 5.1 w [C1] i jego odpowiednik dla systemów Wienera – tw. 3.1 w [C3])

$$E\{Q(\hat{\alpha}^M)\} - \min_{1 \leq i \leq D} Q(\mathbf{e}_i) \leq C \frac{\ln D}{N}, \quad (15)$$

w którym $\min_{1 \leq i \leq D} Q(\mathbf{e}_i)$ oznacza błąd średniokwadratowy *najlepszego pojedynczego* modelu w słowniku S , a $E\{Q(\hat{\alpha}^M)\}$ określa jakość (w sensie błędu średniokwadratowego) agregatora z wagami (14). Odnosząc powyższy rezultat do wyniku (12) można m.in. zauważyć istotnie większą szybkość zanikania prawej strony nierówności (15) w funkcji N . Dla ustalonej liczebności słownika jest to bowiem zbieżność rzędu $\mathcal{O}(N^{-1})$. Wpływ liczebności słownika na oszacowanie błędu agregacji ma ponadto jedynie charakter logarytmiczny, co pozwala na stosowanie omawianego podejścia w przypadkach, gdy liczebność ta jest znaczna (względem liczby pomiarów N).

Badania symulacyjne techniki uśrednionego ważenia eksponencjalnego przedstawione zostały w pracy [C3], w której zawarto również rezultaty eksperymentów przeprowadzonych na rzeczywistych danych pomiarowych, uzyskanych dla układu dwóch silników elektrycznych przenoszących napęd za pomocą elastycznego pasa transmisyjnego.

Bezpośrednie ważenie eksponencjalne

Dla klasy systemów Wienera-Hammersteina w monografii [C1] przedstawiono metodę *bezpośredniego* ważenia eksponencjalnego. Algorytm ten – oparty m.in. na podejściu zaproponowanym w pracy [11] – opracowany został przy założeniu deterministycznego sygnału wejściowego systemu oraz gaussowskiego zakłócenia $\{Z_n\}$. Tego typu założenia umożliwiły m.in. dopuszczenie nieskończonej pamięci systemu, zmieniając jednak kontekst probabilistyczny uzyskiwanych wyników. W prezentowanym podejściu – inaczej niż w (14) – zagregowany model systemu jest kombinacją elementów słownika z wagami określonymi za pomocą wzoru

$$\hat{\alpha}_i^D = \frac{\exp[-\tau N R^D(i)]}{\sum_{l=1}^D \exp[-\tau N R^D(l)]}, \quad (16)$$

w którym i oznacza indeks elementu słownika, $R^D(i)$ jest odpowiednikiem funkcji R_j^M w (14), a τ jest pewną stałą.

Mimo odmiennych założeń formalnych, analiza algorytmu przedstawiona w monografii [C1] wskazuje, że możliwe jest uzyskanie oszacowania analogicznego do (15), w którym błąd agregacji podejścia oszacowany jest od góry przez $(\ln D)/(\tau N)$, por. twierdzenie 5.3 w [C1].

4.4 Podsumowanie wyników zawartych w pracach [C1]–[C9]

W ramach omówionego powyżej cyklu publikacji powiązanych tematycznie ([C1]–[C9]) uzyskano następujące, oryginalne rezultaty:

1. Opracowano nowy algorytm (wzór (4)), umożliwiający identyfikację części liniowej w systemach Wienera (pobudzanych sygnałami niegaussowskimi) przy ograniczonej (nieparametrycznej) wiedzy wstępnej o podsystemie nieliniowym. Wykazano jego zbieżność i zbadano szybkość zbieżności.

2. Opracowano nowy algorytm semikorelacyjny, umożliwiający identyfikację części liniowej w systemach Wienera (pobudzanych sygnałami niegaussowskimi) przy ograniczonej (nieparametrycznej) wiedzy wstępnej o obu podsystemach (wzór (6)), [C1]. Wykazano jego zbieżność i określono szybkość zbieżności przy innych warunkach niż wymagania sformułowane dla podejścia z p. 1. (tj. opisanego wzorem (4)).
3. Opracowano nowe nieparametryczne podejście do identyfikacji nieliniowości w systemach Hammersteina typu MISO, pobudzanych sygnałami strukturalnymi, [C8]. Zbadano jego własności asymptotyczne wykazując, że wielowymiarowy estymator jądrowy z parametrem wygładzania zależnym od *wymiaru wewnętrznego* d przestrzeni \mathcal{M} generowanej przez sygnał wejściowy systemu jest zgodny. Określono także jego (punktową) szybkość zbieżności (według prawdopodobieństwa) wykazując, że w rozważanym przypadku zależy ona od wymiaru d , a nie od liczby wejść systemu \mathcal{D} , co dla $d \ll \mathcal{D}$ pozwala przyspieszyć identyfikację charakterystyki nieliniowej systemu (względem podejść klasycznych, wykorzystujących jedynie informację o liczbie wejść \mathcal{D}).
4. Opracowano wersję nieparametrycznego, semirekurencyjnego algorytmu identyfikacji nieliniowości w systemach Hammersteina z wykorzystaniem falek Haara, [C9]. Zbadano własności asymptotyczne algorytmu wykazując jego zbieżność. Dla szerokiej klasy nieliniowości (odcinkami Lipschitzowskich) określono również szybkość zbieżności omawianego podejścia.
5. Opracowano nowy algorytm identyfikacji systemów Wienera-Hammersteina (LNL), umożliwiający identyfikację części liniowych systemu oraz charakterystyki nieliniowej, przy ograniczonej wiedzy wstępnej o nieliniowości oraz dla szerokiej klasy sygnałów wejściowych, [C2]. Wykazano zbieżność estymatorów części nieliniowej systemu oraz zbieżność estymatora łącznej (splicionej) odpowiedzi impulsowej obu podsystemów liniowych.
6. Sformułowano koncepcję agregacyjnego modelowania dynamicznych systemów nieliniowych bez wymagania blokowej struktury rozważanych obiektów.
7. W ramach realizacji zadania agregacji wypukłej, dla klasy systemów nieliniowych ze skończoną pamięcią opracowano:
 - a. Algorytm agregacji z ograniczeniem *równościowym* w normie l_1 i nieujemnymi wagami. Zbadano jego własności formalne (w szczególności dla skończonej liczby pomiarów wejścia-wyjścia systemu).
 - b. Algorytm agregacji z ograniczeniem *nierównościowym* w normie l_1 . Zbadano jego własności formalne (w szczególności dla skończonej liczby pomiarów wejścia-wyjścia systemu).
8. Zaproponowano rozszerzenie podejść przedstawionych w p. 7. na przypadek systemów z pamięcią *nieskończoną* (zanikającą eksponencjalnie), [C6]. Zbadano własności formalne algorytmów, sformułowano warunki zbieżności błędu agregacji, wskazując równocześnie wpływ parametrów nieskończonej pamięci systemu na uzyskane oszacowania.
9. Techniki agregacyjne oparte na ograniczeniach w normie l_1 (por. p. 7.) zastosowano w zadaniu modelowania dynamicznych systemów nieliniowych (ze skończoną pamięcią) z wykorzystaniem słowników opartych na komponentach szeregu Volterra, [C4]. Zbadano własności formalne algorytmu, oraz przedstawiono jego wersje dla ograniczeń w normie l_q , $q > 1$. Zaproponowano procedurę skalowania elementów słownika w celu zmniejszenia sumarycznego błędu aproksymacji i agregacji wynikowego modelu zagregowanego.

10. W obszarze zadań modelowania dynamicznych systemów nieliniowych technikami agregacji selektywnej zastosowano:
 - (a) Algorytm uśrednionego ważenia eksponencjalnego. W szczególności zbadano jego własności formalne dla klasy systemów Wienera ze skończoną pamięcią, [C3].
 - (b) Algorytm bezpośredniego ważenia eksponencjalnego. Podejście to zastosowano dla klasy systemów Wienera-Hammersteina z nieskończoną pamięcią. Zbadano własności formalne algorytmu wskazując na dużą szybkość zanikania górnych oszacowań błędów agregacji w funkcji liczby obserwacji wejścia i wyjścia systemu, [C1].

5 Omówienie pozostałych osiągnięć naukowo-badawczych

Główny nurt moich badań związany był z teoretycznymi aspektami modelowania i identyfikacji nieliniowych systemów dynamicznych. Oprócz wyników uzyskanych w tym obszarze – z których część przedstawiona została w ramach cyklu publikacji [C1]–[C9] – zajmowałem się również:

1. Algorytmami stochastycznej aproksymacji i estymacją wariancji obrazu w zadaniach automatycznego ustawiania ostrości.
2. Czasowo-częstotliwościową analizą sygnałów ciśnienia i prędkości przepływu krwi człowieka na potrzeby oceny jakości procesów autoregulacji mózgowej.
3. Przetwarzaniem obrazów i modelowaniem powierzchni w wybranych zagadnieniach optymetrycznych (okulistycznych).
4. Zadaniem detekcji ruchów i klasyfikacji pozycji ciała człowieka na podstawie sygnałów kwaternionowych (uzyskiwanych z pomiarów sił żyroskopowych, magnetycznych i grawitacyjnych).

Zadania 1. i 2. omówione są pokrótce w podrozdziałach 5.1, 5.2, w których podano również wybrane publikacje z nimi związane. Zadania 3. i 4., jako projekty realizowane we współpracy z przemysłem, omówione są w podrozdziałach 5.3.1 oraz 5.3.2.

5.1 Algorytmy automatycznego ustawiania ostrości

W latach 2011–2014, w ramach realizacji grantu NCN 2011-01-B-ST7-00666 pt. „Optymalizacja stochastyczna w zagadnieniach automatycznej regulacji ostrości”, kierowanego przez dr hab. Przemysława Śliwińskiego, prof. PWR, zajmowałem się zagadnieniami związanymi z formalną konstrukcją opisu problemu automatycznego ustawiania ostrości w ujęciu probabilistycznym.

Wykorzystując wariancję obrazu jako funkcję ostrości, w projekcie tym badano m.in. warunki unimodalności tak zaproponowanego kryterium, własności estymatora wariancji obrazu oraz wybrane aspekty algorytmu stochastycznej aproksymacji na potrzeby wyznaczania maksimum przyjętego kryterium. Uzyskane wyniki przedstawione zostały między innymi w pracach:

1. Przemysław Śliwiński, **Paweł Wachel**: A simple model for on-sensor phase-detection autofocus algorithm. *Journal of Computer and Communications*, vol. 1, nr 6, s. 11-17. ISSN: 2327-5219, 2013.
2. Przemysław Śliwiński, **Paweł Wachel**: Application of stochastic counterpart optimization to contrast-detection autofocus. W: *Proceedings of the 2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, Mysore, India, 22-25 August 2013. Piscataway, NJ : IEEE, s. 333-337. ISBN: 978-1-4673-6215-3; 978-1-4673-6217-7, 2013.

5.2 Czasowo-częstotliwościowe techniki oceny jakości procesów autoregulacji mózgowej

W latach 2015–2018 w ramach realizacji grantu NCN 2013/10/E/ST7/00117 pt. „Analiza dynamicznej autoregulacji mózgowej w połączonej dziedzinie czasu i częstotliwości”, kierowanego przez dr hab. inż. Magdalenę Kasprovicz, prof. PWr, brałem udział w opracowaniu koncepcji, metodologii i implementacji czasowo-częstotliwościowych algorytmów przetwarzania sygnałów na potrzeby oceny procesów autoregulacji mózgowej. Projekt ten realizowany był we współpracy z Cambridge University (Brain Physics Laboratory, Department of Clinical Neurosciences), UK.

Autoregulacja mózgowa jest procesem fizjologicznym silnie powiązany z tzw. ciśnieniem wewnątrzczaszkowym, przez co ma ona zasadnicze znaczenie dla prawidłowego funkcjonowania organizmu ludzkiego. W obszarze zagadnień związanych z omawianą tematyką wyróżnić można m.in. problem, w którym jakość funkcjonowania mechanizmu autoregulacji ocenia się na podstawie pomiaru ciśnienia tętniczego krwi (ABP, *ang. Arterial Blood Pressure*) oraz prędkości przepływu krwi w tętnicy mózgowej (CBFV, *ang. Cerebral Blood Flow Velocity*). Wykorzystując sondy dopplerowskie oraz aparaturę do pomiaru ciśnienia krwi (finometr), w projekcie dokonywano pomiaru sygnałów ABP i CBFV u zdrowych ochotników, w określonych warunkach fizjologicznych (podwyższona zawartość dwutlenku węgla we wdychanym powietrzu itp.). Uzyskiwane w ten sposób sekwencje pomiarowe poddawane były analizie czasowo-częstotliwościowej (transformacja Zhao-Atlas-Marks) oraz analizie koherencji. Na tej podstawie określano przesunięcia fazowe między wyselekcjonowanymi składowymi sygnałów ABP a CBFV, stanowiące podstawę finalnej oceny jakości procesów autoregulacji mózgowej.

Wyniki uzyskane w ramach przeprowadzonych badań przedstawione zostały między innymi w pracach:

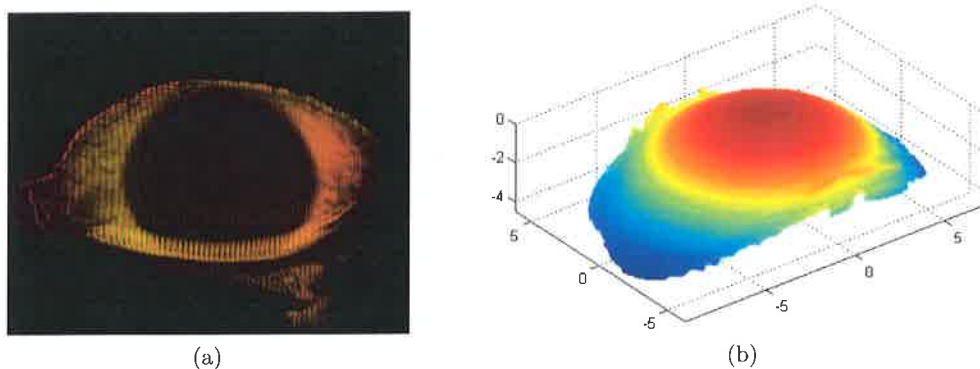
1. Agnieszka Uryga, Michał Placek, **Paweł Wachel**, Tomasz Szczepański, Marek Czosnyka, Magdalena Kasprovicz: Phase shift between respiratory oscillations in cerebral blood flow velocity and arterial blood pressure. *Physiological Measurement*, vol. 38, nr 2, s. 310-324. ISSN: 0967-3334, 2017.
2. Michał Placek, **Paweł Wachel**, D. Robert Iskander, Piotr Smielewski, Agnieszka Uryga, Arkadiusz Mielczarek, Tomasz Szczepański, Magdalena Kasprovicz: Applying time-frequency analysis to assess cerebral autoregulation during hypercapnia. *PLoS ONE*, vol. 12, nr 7, s. 1-23. ISSN: 1932-6203, 2017.
3. Michał Placek, **Paweł Wachel**, Marek Czosnyka, Martin Soehle, Piotr Smielewski, Magdalena Kasprovicz: Complexity of cerebral blood flow velocity and arterial blood pressure in subarachnoid hemorrhage using time-frequency analysis. W: 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2015): 25-29 August 2015, Milan, Italy, s. 7700-7703. ISBN: 978-1-4244-9270-1, 2015.

5.3 Projekty realizowane we współpracy z przemysłem

Po ukończeniu studiów doktoranckich w 2008 roku zakwalifikowałem się do programu „**Whirlpool Engineering Rotational Leadership Development**” (WERLD), prowadzonego przez korporację Whirlpool, gdzie pracowałem do 2010 roku. W ramach pełnionych obowiązków zajmowałem się m.in. projektowaniem układów elektronicznych oraz analizą jakości produkcji w obszarze AGD. Przez pół roku, przebywając we włoskim oddziale firmy, uczestniczyłem także w projekcie związanym z rozwojem nowych algorytmów sterowania na potrzeby chłodnictwa (współpraca z działem „Advanced Technology Team”).

5.3.1 Algorytmy przetwarzania obrazów i estymacji parametrycznej w modelowaniu przedniej powierzchni oka ludzkiego

W latach 2012–2016, w ramach współpracy z dr hab. inż. D. Robertem Iskanderem, prof. PWr, oraz holenderską firmą **Eaglet Eye** b.v. prowadziłem badania (w charakterze post-doc) nad algorytmami przetwarzania obrazów na potrzeby modelowania przedniej powierzchni oka ludzkiego. W rozważanym zadaniu dokonywano skanowania przedniej powierzchni oka za pomocą prototypowego skanera światła strukturalnego. Opracowany we współpracy z prof. Iskanderem oraz firmą **Eaglet Eye** b.v. wieloetapowy algorytm estymacji powierzchni oka oparty był na fourierowskim podejściu zaproponowanym w pracy [8]. Ze względu na specyfikę rozważanego problemu (m.in. trudności pomiarowe związane z własnościami fizjologicznymi oka), podejście to wymagało jednak zaprojektowania, implementacji oraz przetestowania wielu etapów pośrednich, w tym m.in. rozważanych przeze mnie technik pre- i postfiltracji, algorytmów maskowania (w tym maskowania w dziedzinie częstotliwości), demodulacji oraz technik aproksymowania powierzchni za pomocą wielomianów ortogonalnych Zernike'a. Skonstruowane w ramach projektu



Rysunek 3: (a) Pomiar przedniej powierzchni oka za pomocą skanera wykorzystującego światło strukturalne oraz (b) poglądowy rezultat estymacji powierzchni oka, uzyskany na podstawie pomiaru z punktu (a)

algorytmy są obecnie wykorzystywane w instrumencie pomiarowym Eye Surface Profilometer (ESP), produkowanym przez **Eaglet Eye** b.v. Są one również poglądowo przedstawione w poniższych pracach:

1. D. Robert Iskander, **Paweł Wachel**, Patrick N. D. Simpson, Alejandra Consejo-Vaquero, Danilo Andrade de Jesus: Principles of operation, accuracy and precision of an Eye Surface Profiler. *Ophthalmic and Physiological Optics*, vol. 36, nr 3, s. 266-278. ISSN: 0275-5408, 2016.
2. **Paweł Wachel**, D. Robert Iskander: Robust profilometry. W: *Proceedings of the VII European / I World Meeting in Visual and Physiological Optics VPOptics 2014* / ed. by D. Robert Iskander and Henryk T. Kasprzak. Wrocław: Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, s. 376-379. ISBN: 978-83-7493-847-1, 2014.

5.3.2 Algorytmy przetwarzania informacji dla systemu zapobiegania schorzeniom układu ruchu

W roku 2014 we współpracy z firmą **Higea** sp. z o.o. realizowałem projekt finansowany z programu „Dolnośląski Bon na Innowacje”, pt. „Stworzenie nowych algorytmów przetwarzania

informacji z czujników pomiarowych dla systemu zapobiegania schorzeniom układu ruchu”.

Zasadniczym celem moich badań było opracowanie algorytmów umożliwiających detekcję i klasyfikację ruchów człowieka na podstawie danych pomiarowych, dostarczanych przez sensory rozmieszczone na ciele. W ramach realizacji grantu opracowany został czteroetapowy algorytm (etap skalowania, etap tworzenia modelu parametrycznego, etap estymacji kątów i krzywizn oraz etap hierarchizacji i wnioskowania) ukierunkowany na zastosowania w czasie rzeczywistym.

6 Dane bibliometryczne

6.1 Sumaryczny impact factor według listy Journal Citation Reports (JCR)

1. Sumaryczny impact factor wszystkich publikacji według bazy JCR2016: **31,535**,

w tym artykułów wchodzących w skład osiągnięcia naukowego, o którym mowa w art. 16 ust. 2 ustawy: **18,974**.

2. Sumaryczny impact factor wszystkich publikacji według bazy JCR, zgodny z rokiem opublikowania (w przypadku publikacji z roku 2017/2018 – ze względu na brak danych – przyjęto impact factor z 2016 r.): **27,867**,

w tym artykułów wchodzących w skład osiągnięcia naukowego, o którym mowa w art. 16 ust. 2 ustawy: **17,966**.

6.2 Liczba cytowań publikacji

1. Całkowita liczba cytowań według bazy Web of Science: **71**.

2. Liczba cytowań według bazy Web of Science bez autocytowań: **58**.

3. Całkowita liczba cytowań według bazy Scopus: **103**.

4. Całkowita liczba cytowań według bazy Google Scholar: **152**.

6.3 Suma punktów MNiSW uzyskanych za publikacje

1. Łączna suma punktów MNiSW uzyskanych za publikacje: **372**.

2. Suma punktów MNiSW uzyskanych za publikacje wchodzące w skład osiągnięcia naukowego, o którym mowa w art. 16 ust. 2 ustawy: **250**.

3. Łączna suma punktów uzyskanych za publikacje i referaty konferencyjne: **457**.

Literatura

- [1] Peter J. Bickel and Bo Li. Local polynomial regression on unknown manifolds. *Complex Datasets and Inverse Problems: Tomography, Networks and Beyond. Institute of Mathematical Statistics Lecture Notes–Monograph Series*, 54:177–186, 2007.
- [2] Florentina Bunea and Andrew Nobel. Sequential procedures for aggregating arbitrary estimators of a conditional mean. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 54(4):1725–1735, 2008.
- [3] Fouad Giri and Er-Wei Bai, editors. *Block-oriented nonlinear system identification*. Lecture Notes in Control and Information Sciences. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2010.
- [4] Włodzimierz Greblicki and Mirosław Pawlak. *Nonparametric System Identification*. Cambridge University Press, New York, 2008.
- [5] Arkadi Nemirovski. Topics in non-parametric statistics. In P. Bernard, editor, *Lecture notes in Mathematics*, volume 1738. Springer, New York, 2000.
- [6] Rik Pintelon and Johan Schoukens. *System identification: a frequency domain approach*. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, 2012.
- [7] Charles J. Stone. Optimal rates of convergence for nonparametric estimators. *The Annals of Statistics*, 8(6):1348–1360, 1980.
- [8] Mitsuo Takeda, Hideki Ina, and Seiji Kobayashi. Fourier-transform method of fringe-pattern analysis for computer-based topography and interferometry. *JosA*, 72(1):156–160, 1982.
- [9] Alexandre Tsybakov. Optimal rates of aggregation. In *Learning Theory and Kernel Machines*; pages 303–313. Springer, 2003.
- [10] Alexandre Tsybakov. Aggregation and high-dimensional statistics. *Lecture notes for the course given at the École d’été de Probabilités in Saint-Flour*, 16:20, 2013.
- [11] Volodimir G. Vovk. Aggregating strategies. In *Proc. 3rd Work. Comput. Learn. Th.*, pages 371–383. Morgan Kaufmann, 1990.
- [12] Larry Wassermann. *All of nonparametric statistics*. Springer, New York, 2006.
- [13] Zhiyun Zou, Yuqing Gou, Zhizhen Wang, Xinghong Liu, Meng Yu, Fengbo Zhang, and Ning Guo. Nonlinear Hammerstein model predictive control strategy and its application to pH neutralization process. *CIESC Journal*, 12:038, 2012.

Pavel Wachel