

Razvoj numeričkog modela za procjenu dodatnog otpora broda na valovima

Martić, Ivana

Doctoral thesis / Disertacija

2021

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Mechanical Engineering and Naval Architecture / Sveučilište u Zagrebu, Fakultet strojarstva i brodogradnje**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:235:511402>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-01-17**

Repository / Repozitorij:

[Repository of Faculty of Mechanical Engineering and Naval Architecture University of Zagreb](#)





Sveučilište u Zagrebu

FAKULTET STROJARSTVA I BRODOGRADNJE

Ivana Martić, mag.ing.nav.arch.

**RAZVOJ NUMERIČKOG MODELA ZA PROCJENU
DODATNOG OTPORA BRODA NA VALOVIMA**

DOKTORSKI RAD

Zagreb, 2021.



University of Zagreb

FACULTY OF MECHANICAL ENGINEERING AND NAVAL
ARCHITECTURE

Ivana Martić, mag.ing.nav.arch.

**DEVELOPMENT OF A NUMERICAL MODEL FOR THE
EVALUATION OF THE SHIP ADDED RESISTANCE IN
WAVES**

DOCTORAL THESIS

Zagreb, 2021.



Sveučilište u Zagrebu

FAKULTET STROJARSTVA I BRODOGRADNJE

Ivana Martić, mag.ing.nav.arch.

RAZVOJ NUMERIČKOG MODELA ZA PROCJENU DODATNOG OTPORA BRODA NA VALOVIMA

DOKTORSKI RAD

Mentorica:
Prof. dr. sc. Nastia Degiuli

Zagreb, 2021.



University of Zagreb

FACULTY OF MECHANICAL ENGINEERING AND NAVAL
ARCHITECTURE

Ivana Martić, mag.ing.nav.arch.

**DEVELOPMENT OF A NUMERICAL MODEL FOR THE
EVALUATION OF THE SHIP ADDED RESISTANCE IN
WAVES**

DOCTORAL THESIS

Supervisor:
Prof. dr. sc. Nastia Degiuli

Zagreb, 2021.

PODACI ZA BIBLIOGRAFSKU KARTICU

UDK: 629.5:532.5:004.032.26

Ključne riječi: dodatni otpor na valovima, kontejnerski brod, računalna dinamika fluida, teorija potencijalnog strujanja, umjetna neuronska mreža, stanje mora

Znanstveno područje: TEHNIČKE ZNANOSTI

Znanstveno polje: Brodogradnja

Institucija u kojoj je rad izrađen: Fakultet strojarstva i brodogradnje Sveučilišta u Zagrebu

Mentorica rada: Prof. dr. sc. Nastia Degiuli

Broj stranica: 174

Broj slika: 83

Broj tablica: 23

Broj korištenih bibliografskih jedinica: 134

Datum obrane: 12.02.2021.

Povjerenstvo: Prof. dr. sc. Dubravko Majetić, predsjednik povjerenstva

Prof. dr. sc. Roko Dejhalla

Prof. dr. sc. Jasna Prpić-Oršić

Institucija u kojoj je rad pohranjen: Fakultet strojarstva i brodogradnje Sveučilišta u Zagrebu

Nacionalna i sveučilišna knjižnica u Zagrebu

ZAHVALA

Prvenstveno želim zahvaliti mentorici, prof. dr. sc. Nastii Degiuli na ukazanom povjerenju, podršci i strpljenju tijekom izrade doktorskog rada. Poticala me i vjerovala u mene još od studentskih dana. Profesorice, hvala Vam na svemu!

Zahvaljujem predsjedniku povjerenstva prof. dr. sc. Dubravku Majetiću na konstruktivnim savjetima te što me ohrabrio i usmjeravao tijekom istraživanja u području umjetnih neuronskih mreža. Također zahvaljujem članovima povjerenstva, prof. dr. sc. Roku Dejhalli i prof. dr. sc. Jasni Prpić-Oršić, čiji su savjeti uvelike doprinijeli povećanju kvalitete rada.

Zahvaljujem dr. sc. Šimi Malenici na ustupljenoj licenci za korištenje programski paket te na poticajnim diskusijama i korisnim savjetima. Veliko hvala kolegi doc. dr. sc. Marku Valčiću na pomoći i savjetima te izdvojenom vremenu za živopisne diskusije, koje su mi izmamile osmijeh na lice i kada mi nije bilo do smijeha. Hvala kolegi Andrei Farkasu na pomoći, ugodnoj suradnji i stvaranju pozitivne atmosfere u timskom radu. Hvala professoru emeritusu Kalmanu Žihi što me uveo u svijet znanstvenog izdavaštva te na savjetima proizašlim iz velikog životnog iskustva, a koji su od neprocjenjive vrijednosti. Veliku zahvalnost dugujem i prof. dr. sc. Janošu Kodvanju na ustupljenim računalnim resursima.

Hvala svima onima koji su mi tijekom ovih proteklih nekoliko godina od kolega postali prijatelji.

Neizmjernu zahvalnost želim izraziti svojim roditeljima i bratu na razumijevanju, podršci i ohrabrenju. Bez njih ništa od ovoga ne bi bilo moguće i ništa ne bi vrijedilo.

Konačno, hvala Miranu na podršci i neizmjernom strpljenju koje ima, unatoč tome što stalno govori da previše radim.

SADRŽAJ

Sažetak	VI
Extended abstract	VIII
Popis slika	XI
Popis tablica	XVI
Popis oznaka.....	XVIII
Popis kratica	XXVIII
1. Uvod.....	1
1.1. Motivacija.....	8
1.2. Pregled dosadašnjih istraživanja.....	9
1.2.1. Dodatni otpor broda na valovima.....	9
1.2.2. Primjena umjetnih neuronskih mreža u brodogradnji i brodskoj hidrodinamici...	18
1.3. Cilj i hipoteza istraživanja	23
1.4. Metodologija i plan istraživanja	23
1.5. Struktura doktorskog rada	26
2. Matematički i numerički modeli određivanja dodatnog otpora broda na pravilnim valovima.....	28
2.1. Teorija potencijalnog strujanja fluida.....	28
2.1.1. Problem rubnih uvjeta prvog reda	30
2.1.2. Radijacija i difrakcija valova.....	32
2.1.3. Iregularne frekvencije.....	36
2.1.4. Valno opterećenje drugog reda.....	37
2.2. Korekcija rezultata na kratkim valovima	38
2.3. Teorija viskozno strujanja fluida	40
3. Spektralna analiza energije nepravilnih morskih valova	49
4. Višestruka linearna regresija	55

5.	Umjetne neuronske mreže.....	57
5.1.	Analiza glavnih komponentata (PCA).....	58
5.2.	Određivanje strukture neuronske mreže.....	61
5.3.	Matematički model višeslojne unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim rasprostiranjem pogreške.....	63
5.3.1.	Unaprijedna faza učenja neuronske mreže.....	64
5.3.2.	Povratna faza učenja neuronske mreže.....	65
5.3.2.1	Promjena težinskih koeficijenata izlaznog sloja.....	69
5.3.2.2	Promjena težinskih koeficijenata skrivenog sloja.....	70
5.4.	Levenberg-Marquardt (LM) algoritam učenja.....	71
5.5.	Algoritam skaliranih konjugiranih gradijenata (engl. <i>Scaled Conjugate Gradient</i> , SCG).....	73
5.6.	Bayesova regularizacija.....	76
6.	Unaprijedna statička neuronska mreža s povratnim prostiranjem pogreške za određivanje dodatnog otpora broda na valovima.....	78
7.	Proračun dodatnog otpora na valovima.....	85
7.1.	Određivanje značajki razmatranih formi kontejnerskih brodova na temelju statističke analize.....	85
7.2.	Modifikacije forme kontejnerskog broda.....	87
7.3.	Priprema ulaznih podataka za provođenje hidrodinamičkih proračuna panelnom metodom.....	93
7.4.	Numeričke postavke hidrodinamičkih proračuna metodom konačnih volumena.....	96
7.5.	Najučestalija stanja mora na glavnim rutama plovidbe kontejnerskih brodova.....	100
8.	Rezultati.....	105
8.1.	Validacija i verifikacija rezultata dodatnog otpora na pravilnim valovima.....	105
8.2.	Usporedba rezultata spektralne analize.....	119
8.3.	Analiza osjetljivosti ulaznih varijabli neuronske mreže.....	121
8.4.	Rezultati višestruke linearne regresije i analiza glavnih komponenti.....	132

8.5. Usporedba rezultata umjetne neuronske mreže	135
9. Zaključak.....	156
9.1. Ostvareni znanstveni doprinosi	159
9.2. Mogući smjerovi nastavka istraživačkog rada	159
Popis citirane literature.....	161
Kratak životopis	173
Kratak životopis na engleskom jeziku	174

Sažetak

Procjena dodatnog otpora broda na valovima od velike je važnosti s ekološkog i ekonomskog aspekta. Dodatni otpor uzrokuje pad brzine plovidbe te utječe na povećanje zahtijevane snage i potrošnje goriva broda, a samim time i emisije štetnih plinova. Međunarodna pomorska organizacija (engl. *International Maritime Organization*, IMO), uvodi sve strože propise za smanjenje i kontrolu emisije štetnih plinova u pomorskoj industriji. Tako novi brodovi moraju zadovoljiti tehničke mjere, a postojeći brodovi operativne mjere s ciljem povećanja energetske učinkovitosti brodova i smanjenja emisije CO₂. Iz tog je razloga već u preliminarnoj fazi osnivanja broda vrlo važno procijeniti povećanje otpora uslijed plovidbe broda na valovima za stanja mora na kojima će brod tijekom službe ploviti. Dodatni otpor na valovima vremenski je osrednjena vrijednost sile drugog reda, koja nastaje uslijed interakcije nailaznih valova i valova generiranih odzivom broda. S obzirom na zanemarive učinke viskoznosti, dodatni otpor moguće je razmatrati kao neviskoznu pojavu što omogućuje primjenu metoda i rješavača temeljenih na teoriji potencijalnog strujanja idealnog fluida, ali i ekstrapolaciju rezultata s modela na brod bez utjecaja mjerila. Obzirom da pouzdano određivanje dodatnog otpora na valovima zahtijeva provođenje složenih hidrodinamičkih proračuna, u okviru doktorskog rada razvijen je numerički model, koji se temelji na rezultatima hidrodinamičkih proračuna i umjetnoj neuronskoj mreži. Jedna od prednosti umjetne neuronske mreže je mogućnost aproksimacije rješenja složenih nelinearnih i viševarijabilnih problema bez poznavanja fizikalnog modela. Kako bi osnovani numerički model osigurao rezultate zadovoljavajuće točnosti, proveden je proces učenja umjetne neuronske mreže na temelju rezultata hidrodinamičkih proračuna kontejnerskih brodova različitih formi i značajki te za različita stanja mora. Dodatni otpor broda na pravilnim valovima određen je metodom rubnih integralnih jednadžbi (engl. *Boundary Integral Equation Method*, BIEM), a primjenom spektralne analize energije nepravilnih morskih valova određene su srednje vrijednosti dodatnog otpora za različita stanja mora definirana sa značajnom valnom visinom i periodom vala. Također, proveden je postupak validacije i verifikacije dobivenih numeričkih rezultata. U radu je provedena analiza osjetljivosti dodatnog otpora na pravilnim i nepravilnim valovima na različite značajke broda, s ciljem definiranja varijabli ulaznog vektora umjetne neuronske mreže. Analizirane su različite strukture unaprijedne statičke umjetne neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške i jednim skrivenim slojem, parametri te različiti algoritmi učenja mreže. Istražen je i utjecaj načina pripreme podataka za proces učenja mreže na dobivene rezultate te prednosti primjene analize glavnih komponenata kao i klasifikacije podataka za

učenje. Osnovani numerički model od posebne je praktične koristi u preliminarnoj fazi projektiranja kontejnerskog broda, kako bi se u kratkom roku i s točnošću procijenio dodatni otpor broda na valovima ovisno o planiranoj ruti plovidbe za koju se brod projektira. Za postojeće kontejnerske brodove, osnovani numerički model moguće je koristiti za procjenu dodatnog otpora pri različitim brzinama plovidbe i za različita stanja mora te tako doprinijeti planiranju rute plovidbe, posebice za izraženija stanja mora, uz ograničenje valova direktno u pramac.

Ključne riječi: dodatni otpor na valovima, kontejnerski brod, računalna dinamika fluida, teorija potencijalnog strujanja, umjetna neuronska mreža, stanje mora

Extended abstract

Evaluation of the ship added resistance in waves has increased in importance, especially from an economic as well as from an environmental protection point of view. Ship added resistance in waves causes a reduction in ship speed and has an impact on the increase in the fuel consumption and CO₂ emission. The International Maritime Organization, IMO subjected the emission of harmful gases to increasingly stringent regulations, via the introduction of mandatory technical measures for new ships and operational measures for existing ships, with the aim of increasing the energy efficiency of ships and reducing CO₂ emissions. For that reason, it is very important to predict the increase in ship resistance due to waves and power required for the ship sailing at an actual sea state, already in the ship design phase and when planning the sailing route of existing ships.

Added resistance in waves is a time-averaged second order force consisted of three parts. When sailing in waves, ship generates two systems of waves: waves due to sailing in calm water and waves caused by the ship response to incoming waves. The first and largest part of added resistance arises due to the interference of waves generated by the ship, i.e. radiation waves mainly due to heave and pitch motions, and incoming waves. It is often called the drift force, although the drift force in the longitudinal direction of a ship is equal to the added resistance in waves only in the case of zero speed. The ship relative motions become large when the length of the ship is approximately equal to the wavelength, which corresponds to peak value of added resistance. At very long waves, when relative motions are negligible, the wave force corresponds to Froude-Krylov force that would ideally act on the ship hull in the absence of a diffraction component. On the other hand, in short waves the diffraction of incoming waves on the ship hull increases the second part of added resistance, i.e. the diffraction force with emphasized nonlinear effects. The third component is related to the viscous damping of the heave and pitch motions of the ship and is negligible in relation to the hydrodynamic damping of the motions (radiation waves). Therefore, added resistance is considered as a non-viscous phenomenon, which allows the application of methods and solvers based on the potential flow theory, but also an extrapolation of the results from model scale to ship scale without the scale effects.

Analytical methods, methods based on the potential flow theory and the ones based on viscous flow theory are used for the evaluation of the ship added resistance in waves. Since the determination of the ship seakeeping characteristics and added resistance in waves requires

rather complex hydrodynamic calculations to ensure an acceptable accuracy of the results, within this research a model that allows simple but sufficiently accurate and reliable evaluation of the ship added resistance sailing at an actual sea state is developed. Such model can have a practical benefit both during the ship design phase or while planning a favourable sailing route of a ship in service. The basis of the developed model is the results of hydrodynamic calculations of added resistance in waves for various hull forms at different sea states and artificial neural network, which has the ability to learn from examples and to discover relationships between the input data and solutions to the nonlinear multivariable regression problems.

Hull forms of modern container ships with different types of bow and stern, section type and block coefficient (prismatic coefficient) are generated in order to create a sufficiently large database for the training process. The original hull forms with different main characteristics are modified in order to extend the range of prismatic coefficients and to obtain different longitudinal positions of the center of buoyancy. The influence of the ship mass characteristics, i.e. the vertical position of the center of gravity and the pitch radius of inertia, on the added resistance in regular regular waves is investigated, while the ship design speed is determined based on the regression analysis results. The results of the regression analysis also defined the variation range of the prismatic coefficient, in respect to the limitations of the method used for the hull form modification.

Hydrodynamic calculations are conducted using the Boundary Integral Equations Method, BIEM based on the potential flow theory. Generated hull forms are discretized by flat panels and hydrodynamic calculations of added resistance in regular waves are performed. The numerical results obtained using panel method are compared to the ones obtained using finite volume method, FVM based on the viscous flow theory for benchmark containership KCS. In the defined incoming wave frequency range, the sensitivity analysis is carried out in order to define the neural network input parameters. The most important parameters affecting the added resistance in waves are the ship geometry, response in waves and the characteristics of the incoming waves. Since the ship response to incoming waves is highly dependent on the hull geometry, and transfer functions are often unknown in the preliminary design phase, it is practical to define ship main characteristics as the input parameters of the neural network. The obtained numerical results are validated against the available experimental data and verified, i.e. the numerical uncertainty is assessed.

Top container ship sailing routes are analyzed and sea states with the highest probability of occurrence for waves coming from all directions and head waves for a given route are extracted based on the global wave atlas (Global Wave Statistics). For the numerically obtained results of added resistance in regular waves, spectral analysis is performed using two-parameter theoretical wave energy spectra: Bretschneider spectrum for unlimited and JONSWAP spectrum for limited fetch. In this way, the results of added resistance in irregular waves, i.e. at different sea states that ship may encounter during lifetime, are obtained.

Feedforward artificial neural network with error back propagation and one hidden layer of neurons is generated as the basis of the numerical model for the estimation of ship added resistance in waves. A possible significant advantage of neural networks is that they do not require a known physical model of the before mentioned complex hydrodynamic problem. Based on the analysis of different neural network architectures, i.e. by varying the number of neurons in the hidden layer, learning rate and momentum parameters, as well as by performing an analysis of the results obtained using different learning algorithms, an adequate artificial neural network is set. The training process is performed using the results of hydrodynamic calculations, which are adequately prepared and divided into data sets for learning, validation and testing. The evaluation of the accuracy and generalization property of the neural network is evaluated based on the normalized value of the root mean square error. A multivariable linear regression analysis is also performed as well as principal component analysis in order to represent the input variables of the neural network with linearly independent variables. The generalization properties of the neural network employed for the evaluation of added resistance in waves is also analyzed for different wave headings, which increases the complexity and nonlinearity of the given problem. The developed numerical model has 12 input variables, 65 neurons in one hidden layer and is based on Levenberg-Marquard learning algorithm with Bayesian regularization. The model incorporates three sub models based on the classification of data according to the wave zero crossing period.

Keywords: added resistance in waves, container ship, computational fluid dynamics, potential flow theory, artificial neural network, sea state

Popis slika

Slika 1.1 Porast otpora broda na valovima.....	3
Slika 2.1 Koordinatni sustavi	29
Slika 2.2 Kutovi nailaska valova na brod.....	33
Slika 2.3 Smjer nailaska valova u koordinatnom sustavu broda.....	39
Slika 3.1 Bretschneiderov teorijski spektar gustoće energije valova za $H_{S1/3} = 2,5$ m (lijevo) i $T_z = 8,5$ s (desno)	52
Slika 3.2 JONSWAP teorijski spektar gustoće energije valova za ograničena privjetrišta za $H_{S1/3} = 2,5$ m (lijevo) i $T_z = 8,5$ s (desno)	52
Slika 5.1. Postotak dijela ukupne varijance sadržane u glavnoj komponenti (PC) [104]	60
Slika 5.2. Generalizacijska svojstva različitih struktura neuronskih mreža [100]	62
Slika 5.3. Shematski prikaz modela unaprijedne statičke neuronske mreže	63
Slika 5.4 Primjeri funkcija pogreške u procesu učenja s jednim minimumom (lijevo) i više lokalnih minimuma (desno).....	68
Slika 5.5 Površina pogreške za višedimenzijske probleme [111]	68
Slika 6.1 Distribucija podataka o duljini, širini, gazu broda, volumenu istisnine, uzdužnom položaju težišta volumena istisnine i koeficijentu punoće forme broda u odnosu na normalnu distribuciju.....	80
Slika 6.2 Distribucija podataka o prizmatičkom koeficijentu, brzini, radijusu tromosti mase kod posrtanja, periodu vala, valnoj visini i dodatnom otporu na valovima u odnosu na normalnu distribuciju	81
Slika 6.3 TNRMSE i VNRMSE za različit broj neurona u skrivenom sloju neuronske mreže	83
Slika 6.4 Pogreška neuronske mreže u ovisnosti o koeficijentu brzine učenja za skup podataka za učenje (gore) i validaciju (dolje)	83
Slika 7.1 Regresijska analiza ovisnosti koeficijenta punoće forme broda o nosivosti [116]	86
Slika 7.2 Regresijska analiza ovisnosti duljine broda (lijevo) i koeficijenta punoće forme broda (desno) o kapacitetu TEU kontejnera [117]	86
Slika 7.3 Regresijska analiza brzine kontejnerskog broda u ovisnosti o nosivosti (lijevo) i duljini između okomica (desno) [116]	86
Slika 7.4 Faktor smanjenja brzine u ovisnosti o nosivosti kontejnerskog broda [118].....	87
Slika 7.5 Promjena prizmatičkog koeficijenta polovine duljine broda	89
Slika 7.6 Forma kontejnerskog broda CS1 (gore) i CS5 (dolje)	90

Slika 7.7 Nacrti rebara razmatranih izvornih formi kontejnerskih brodova [120].....	91
Slika 7.8 Nacrti rebara CS5 kontejnerskog broda za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta	93
Slika 7.9 Forme kontejnerskih brodova diskretizirane panelima CS1 (gore), CS5 (dolje) [121]	95
Slika 7.10 Utjecaj vertikalnog položaja težišta broda na dodatni otpor na pravilnim valovima KCS broda [123].....	95
Slika 7.11 Proračunska domena i postavljeni rubni uvjeti	97
Slika 7.12 Mreža konačnih volumena proračunske domene.....	98
Slika 7.13 Presjeci mreže konačnih volumena proračunske domene.....	98
Slika 7.14 Zona prigušenja u numeričkim simulacijama na valovima	99
Slika 7.15 Glavne svjetske rute plovidbe kontejnerskih brodova [124]	101
Slika 7.16 Podjela područja svjetskih mora prema GWS-u [93]	101
Slika 7.17 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za rutu R1 ovisno o smjeru nailaska valova	102
Slika 8.1 Usporedba dobivenih numeričkih vrijednosti koeficijenta dodatnog otpora na valovima s eksperimentalnim podacima za DTC.....	106
Slika 8.2 Usporedba dobivenih numeričkih vrijednosti koeficijenta dodatnog otpora na valovima s eksperimentalnim podacima za KCS	107
Slika 8.3 Usporedba numerički i eksperimentalno određene prijenosne funkcije poniranja za KCS.....	107
Slika 8.4 Usporedba numerički i eksperimentalno određene prijenosne funkcije posrtanja za KCS.....	108
Slika 8.5 Deformacija mreže konačnih volumena u području pramca	109
Slika 8.6 Položaj KCS broda tijekom jednog susretnog perioda	109
Slika 8.7 Vremenski zapis elevacije nailaznog vala	110
Slika 8.8 Vremenski zapis sile ukupnog otpora na valovima	110
Slika 8.9 Vremenski zapis poniranja (lijevo) i kuta posrtanja (desno)	111
Slika 8.10 Usporedba grube i fine mreže panela na trupu i unutrašnjoj slobodnoj površini KCS broda [121]	111
Slika 8.11 Usporedba numerički dobivenih rezultata dodatnog otpora primjenom različitog broja panela s eksperimentalnim podacima.....	113
Slika 8.12 Usporedba numerički dobivenih rezultata primjenom različitog broja panela za poniranje (lijevo) i posrtanje (desno)	113

Slika 8.13 Usporedba numerički dobivenih rezultata primjenom različitog broja panela na unutrašnjoj slobodnoj površini za poniranje (lijevo) i posrtanje (desno).....	118
Slika 8.14 Usporedba numeričkih rezultata dobivenih primjenom različitog broja panela na unutrašnjoj slobodnoj površini za dodatni otpor na valovima	119
Slika 8.15 Dodatni otpor određen Bretschneiderovim (lijevo) i JONSWAP (desno) teorijskim spektrom valova na temelju numeričkih i eksperimentalnih podataka za KCS.....	120
Slika 8.16 Dodatni otpor KCS broda na pravilnim valovima za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta	122
Slika 8.17 Slika valova oko forme KCS broda za $C_p=0,629$	124
Slika 8.18 Slika valova oko forme KCS broda za $C_p=0,69$	124
Slika 8.19 Dodatni otpor KCS broda na pravilnim valovima za različite vrijednosti uzdužnog položaja težišta volumena istisnine.....	125
Slika 8.20 Utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja na rezultate dodatnog otpora na valovima KCS broda	127
Slika 8.21 Dodatni otpor KCS broda na pravilnim valovima za tri brzine	128
Slika 8.22 Utjecaj prizmatičkog koeficijenta, uzdužnog položaja težišta volumena istisnine, brzine i radijusa tromosti mase kod posrtanja na dodatni otpor KCS broda pri različitim frekvencijama.....	129
Slika 8.23 Dodatni otpor na valovima CS5 kontejnerskog broda za različite kutove nailaska valova	131
Slika 8.24 Dodatni otpor na valovima CS5 kontejnerskog broda za stanje mora SS1 definirano s $H_s = 1,5$ m i $T_z = 6,5$ s	131
Slika 8.25 Dodatni otpor na valovima CS5 kontejnerskog broda za stanje mora SS5 definirano s $H_s = 3,5$ m i $T_z = 10,5$ s	132
Slika 8.26 Rezultati višestruke linearne regresije (lijevo) i reziduali (desno) dobiveni analizom svih podataka	133
Slika 8.27 Rezultati višestruke linearne regresije dobiveni analizom podataka kontejnerskog broda CS5 za jedan kut nailaska valova (lijevo) i različite kutove nailaska valova (desno)	133
Slika 8.28 Postotak dijela ukupne varijance sadržane u glavnim komponentama.....	134
Slika 8.29 Postotak dijela ukupne varijance sadržane u glavnim komponentama za CS5 kontejnerski brod za različite kutove nailaska valova (lijevo) i valove u pramac (desno).....	135
Slika 8.30 Pogreška učenja i validacije neuronske mreže NM za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$	137
Slika 8.31 Reziduali neuronske mreže NM za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$	137

Slika 8.32 Pogreška učenja i validacije neuronske mreže NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$	139
Slika 8.33 Režiduali neuronske mreže NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$	139
Slika 8.34 Distribucija režiduala neuronske mreže NM za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$ skupa podataka za učenje (lijevo) i validaciju (desno)	140
Slika 8.35 Distribucija režiduala neuronske mreže NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$ skupa podataka za učenje (lijevo) i validaciju (desno)	141
Slika 8.36 Usporedba izlaznih vrijednosti $O(n)$ neuronske mreže NM i rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$	141
Slika 8.37 Usporedba izlaznih vrijednosti $O(n)$ neuronske mreže NM(PCA) i rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$	141
Slika 8.38 Dijagrami regresije za algoritam najstrmijeg pada gradijenta (a), SCG (b), LM (c) i BR (d) algoritme učenja	144
Slika 8.39 Režiduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže s 55 neurona u skrivenom sloju	145
Slika 8.40 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam i 55 neurona u skrivenom sloju	145
Slika 8.41 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam i 65 neurona u skrivenom sloju	146
Slika 8.42 Usporedba izlaznih vrijednosti $O(n)$ BR neuronske mreže i rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$	146
Slika 8.43 Usporedba dobivenih rezultata KCS broda za Bretschneiderov (lijevo) i JONSWAP (desno) spektar	147
Slika 8.44 Režiduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže za prvu klasu podataka	148
Slika 8.45 Režiduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže za drugu klasu podataka	148
Slika 8.46 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam za prvu klasu podataka	149
Slika 8.47 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam za drugu klasu podataka	149
Slika 8.48 Režiduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže za treću klasu podataka	150
Slika 8.49 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam za treću klasu podataka	150

Slika 8.50 Dijagrami regresije za CS5 kontejnerski brod za valove u pramac (lijevo) i različite kutove nailaska valova (desno)	152
Slika 8.51 Usporedba dobivenih rezultata KCS broda za Bretschneiderov (lijevo) i JONSWAP (desno) spektar nakon klasifikacije podataka	153

Popis tablica

Tablica 7.1 Značajke razmatranih izvornih formi kontejnerskih brodova [120]	90
Tablica 7.2. Značajke modificiranih formi kontejnerskih brodova.....	92
Tablica 7.3 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za R1 i smjer nailaska valova NE-SW	103
Tablica 7.4 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za R1 i smjer nailaska valova SW-NE	103
Tablica 7.5 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za R1 i sve smjerove nailaska valova	103
Tablica 7.6 Odabrana stanja mora s najvećom vjerojatnošću pojavljivanja za glavne rute plovidbe kontejnerskih brodova	104
Tablica 8.1 Značajke kontejnerskih brodova DTC [126] i KCS [127]	106
Tablica 8.2 Hidrostatske značajke KCS broda dobivene primjenom različite gustoće mreže panela.....	111
Tablica 8.3 Rezultati verifikacije koeficijenta dodatnog otpora KCS broda za različite vrijednosti λ/L dobiveni prema [130], [131]	117
Tablica 8.4 Rezultati verifikacije koeficijenta dodatnog otpora KCS broda za različite vrijednosti λ/L i za stanje mora definirano s $H_s = 3,5$ m i $T_z = 10,5$ s dobiveni prema [132]	117
Tablica 8.5 Značajna valna visina i period valova za različita stanja mora	120
Tablica 8.6 Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom	121
Tablica 8.7 Usporedba dobivenih rezultata dodatnog otpora KCS broda za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta na pravilnim i nepravilnim valovima ..	122
Tablica 8.8 Usporedba dobivenih rezultata dodatnog otpora CS5 kontejnerskog broda za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta na nepravilnim valovima	125
Tablica 8.9 Usporedba dobivenih rezultata dodatnog otpora KCS broda za različite položaje težišta volumena istisnine na pravilnim i nepravilnim valovima	126
Tablica 8.10 Utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja na rezultate dodatnog otpora na nepravilnim valovima KCS broda	128
Tablica 8.11 Utjecaj brzine plovidbe na rezultate dodatnog otpora na nepravilnim valovima KCS broda	129
Tablica 8.12 Pogreške učenja i validacije neuronske mreže za različite vrijednosti momentuma	136

Tablica 8.13 Pogreške učenja i validacije neuronske mreže za LM, SCG i BR algoritme učenja.....	142
Tablica 8.14 Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom	147
Tablica 8.15 Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom nakon klasifikacije podataka	153
Tablica 8.16 Ograničenja ulaznih varijabli numeričkog modela	153
Tablica 8.17 Povećanje ukupnog otpora KCS broda na valovima u odnosu na otpor u mirnoj vodi	154

Popis oznaka

Simbol	Jedinica	Opis
A	$\text{m}^2/\text{s}^4, -$	Parametar spektra gustoće energije valova
A	-	Konstanta ovisna o geometrijskim značajkama forme broda
a_i	-	Vektor površine stranice kontrolnog volumena
a_n	-	Parametar Fourierove analize
A_{kj}	$\text{kg}, \text{kgm}, \text{kgm}^2$	Koeficijenti dodatne mase u smjeru k uslijed pomaka u smjeru j
A_M	m^2	Površina glavnog rebra
A_S	-	Parametar modela turbulencije
A_{WL}	m^2	Površina vodne linije
A_0	-	Parametar modela turbulencije
b_n	-	Parametar Fourierove analize
B	$1/\text{s}^4$	Parametar spektra gustoće energije valova
B	m	Širina broda
B	-	Konstanta integracije
B_f	-	Koeficijent zaoštrenja vodne linije
B_{kj}	$\text{kg}/\text{s}, \text{kgm}/\text{s}, \text{kgm}^2/\text{s}$	Koeficijenti prigušenja u smjeru k uslijed pomaka u smjeru j
$C(t)$	m^2/s^2	Konstanta ovisna o vremenu
C_{AW}	-	Koeficijent dodatnog otpora na valovima
$C_{AW,EXP}$	-	Koeficijent dodatnog otpora na valovima dobiven eksperimentalno
$C_{AW,HSTAR}$	-	Koeficijent dodatnog otpora na valovima dobiven numeričkim putem
C_B	-	Koeficijent punoće forme broda
C_{kj}	$\text{kg}/\text{s}^2, \text{kgm}/\text{s}^2, \text{kgm}^2/\text{s}^2$	Hidrostatski povratni koeficijenti u smjeru k uslijed pomaka u smjeru j
C_M	-	Koeficijent punoće glavnog rebra
C_P	-	Prizmatički koeficijent

Simbol	Jedinica	Opis
C_U	-	Koeficijent brzine napredovanja
$C_{\varepsilon 1}$	-	Koeficijent modela turbulencije
$C_{\varepsilon 2}$	-	Koeficijent modela turbulencije
$C_{\varepsilon 3}$	-	Koeficijent modela turbulencije
C_μ	-	Konstanta modela turbulencije
D	-	Konjugirani smjer traženja minimuma pogreške
D	m	Visina broda
\bar{d}	-	Srednja vrijednost traženih izlaznih vrijednosti
d_k	-	Tražena vrijednost k -tog neurona izlaznog sloja
d_n	-	Tražena vrijednost mreže
DWt	t	Nosivost broda
e	-	Vektor pogreške
E	-	Pogreška učenja
E	-	Konstanta zidnih funkcija
E_D	-	Suma kvadrata pogreške
e_i	-	Slučajna varijabla
E_w	-	Suma kvadrata težinskih koeficijenata
e_ϕ	-	Numerička pogreška
F	-	Slobodna površina
F	-	Funkcija pogreške kod BR algoritma
f_c	-	Faktor korekcije zakrivljenosti strujnice
F_k	N, Nm	Amplituda uzbudne sile i momenta
Fn	-	Froudeov broj
F_s	-	Faktor sigurnosti
f_w	-	Vremenski faktor
f_1	-	Parametar metode prigušenja
f_2	-	Parametar metode prigušenja
\mathbf{F}_1	N	Konstantna sila zanošenja
g	m/s ²	Ubrzanje zemljine sile teže

Simbol	Jedinica	Opis
G	m^2/s	Kompleksni oblik Greenove funkcije
G	-	Negativan gradijent funkcije pogreške u nultom koraku iteracije
\mathcal{G}	m^2/s	Greenova funkcija
G_b	$J/(m^3 s)$	Produkcijski član uzgona
G_k	$J/(m^3 s)$	Produkcijski član turbulencije
G_M	-	Član regularnog dijela Greenove funkcije
\mathcal{G}_n	m/s	Derivacija Greenove funkcije u smjeru normale
g_P	-	Član regularnog dijela Greenove funkcije
\mathcal{G}_t	m^2/s^3	Dvostruka derivacija Greenove funkcije u vremenu
$G_P + G_M$	-	Regularni dio Greenove funkcije
G_∞	-	Član regularnog dijela Greenove funkcije
h	m	Dubina vode
h	-	Bezdimenzijska udaljenost težišta površine
H	m^2	Oplakana površina
H	m^2	Umnožak valnog broja i dubine
h_i	-	Relativna veličina ćelije ili panela
$H_{S1/3}(H_S)$	m	Značajna valna visina
H_0	-	Hankelova funkcija prvog reda
\tilde{H}_0	-	Struveova funkcija nultog reda
i	-	Imaginarna jedinica
I	-	Broj ulaznih varijabli
I	-	Jedinična matrica
I_F	m^2/s	Integral po slobodnoj površini
J	-	Broj neurona u skrivenom sloju
J	-	Jakobijeva matrica
J_0	-	Besselova funkcija prvog reda
K	-	Broj neurona izlaznog sloja
k_e	$1/m$	Susretni valni broj
\bar{k}	J/kg	Kinetička energije turbulencije

Simbol	Jedinica	Opis
k_m	1/m	Valni broj
K_p	-	Nagib linearne aktivacijske funkcije
k_0	1/m	Valni broj
K_0	-	Modificirana Besselova funkcija drugog reda
LCB	m	Uzdužni položaj težišta volumena istisnine
LCG	m	Uzdužni položaj težišta broda
L_{PP}	m	Duljina broda između okomica
m	kg	masa
M_{kj}	kg, kgm ²	Matrica masa
m_0	m ²	Nulti spektralni moment
m_{0R}	N	Nulti spektralni moment spektra odziva
n	-	Broj ulaznih varijabli neuronske mreže
\mathbf{n}	-	Vektor normale
N	-	Broj podataka u skupu podataka za učenje
net_{Hj}	-	Suma u neuronu skrivenog sloja
net_{Ok}	-	Suma u neuronu izlaznog sloja
N_i	-	Broj panela
n_j	-	Vektor normale na oplakanu površinu
O_k	-	Izlazna vrijednost k -tog neurona izlaznog sloja
O_n	-	Izlazna vrijednost mreže
p	Pa	Tlak
p	-	Broj ulaznih varijabli
p	-	Bezdimenzijska duljina paralelnog srednjaka
\bar{p}	Pa	Osrednjena vrijednost tlaka
P	-	Položaj točke u kartezijevom koordinatnom sustavu
p_j	-	Eksponent povezan s redom točnosti metode
Q	-	Položaj singulariteta u kartezijevom koordinatnom sustavu
r	m	Pomak
R	-	Omjer pomaka i dubine

Simbol	Jedinica	Opis
R	-	Matrica lineariziranih rotacijskih gibanja
R	-	Parametar za određivanje tipa konvergencije
R'	-	Umnožak valnog broja i pomaka
R^2	-	Koeficijent determinacije
R_{AW}	N	Dodatni otpor na valovima
$\overline{R_{AW}}$	N	Srednja vrijednost dodatnog otpora
R_{AWm}	N	Dodatni otpor na pravilnim valovima uzrokovan gibanjima
R_{AWr}	N	Korekcija dodatnog otpora
RD	%	Relativna devijacija
r_n	-	Ordinate numeričke integracije
R_T	N	Ukupni otpor u mirnoj vodi
R_W	N	Ukupni otpor na valovima
$R_{W,M}$	N	Ukupni otpor na valovima dobiven primjenom mreže konačnih volumena različite gustoće
$R_{W,T}$	N	Ukupni otpor na valovima dobiven primjenom različitog vremenskog koraka
r_{yy}	m	Radijus tromosti mase kod posrtanja
r_{xx}	m	Radijus tromosti mase kod ljuljanja
S	m ²	Površina
S	-	Hesseova matrica
S	1/s	Modul tenzora brzine deformacije
$S(Z', R')$	-	Regularni dio Greenove funkcije aproksimiran Chebyshevljevim polinomima
S_{ij}	1/s	Tenzor brzine deformacije
S_k	J/(m ³ s)	Izvorski član
S_ε	J/(m ³ s ²)	Izvorski član
S_ζ	m ² /s	Spektar gustoće energije valova
$S_{\zeta B}$	m ² /s	Bretschneider spektar gustoće energije valova
t	s	Vrijeme

Simbol	Jedinica	Opis
T	m	Gaz broda
\bar{T}	s	Karakteristični period vala
T_e	s	Susretni period
T_p	s	Vršni period vala
$\bar{T}_z(T_z)$	s	Nulti period vala
U	m/s	Brzina broda
U	-	Numerička nesigurnost
\bar{u}	m/s	Osrednjena brzina strujanja uz stijenku
\bar{U}	%	Normalizirana numerička nesigurnost
u_τ	m/s	Brzina trenja
u^+	-	Bezdimenzijski profil brzine
V	čv	Brzina broda
V	m ³	Kontrolni volumen
\mathbf{V}	m/s	Vektor brzine strujanja fluida
VCB	m	Vertikalni položaj težišta volumena istisnine
VCG	m	Vertikalni položaj težišta broda
v_{gi}	m/s	Brzina pomicanja vrhova konačnog volumena
\bar{v}_i	m/s	Vektor osrednjene brzine
v_i'	m/s	Vektor pulsirajuće brzine
$v_{i,ref}$	m/s	Komponenta referentne brzine
v_{ji}	-	Matrica težinskih koeficijenata između ulaznog i skrivenog sloja
v_z	m/s	Vertikalna komponenta brzine
q_i^f	kg/(m ² s ²)	Izvorski član u jednadžbi količine gibanja
q_z^d	kg/(m ² s ²)	Izvorski član u jednadžbi količine gibanja
w_{kj}	-	Matrica težinskih koeficijenata između skrivenog i izlaznog sloja
w_{max}	-	Najveća vrijednost početnih težinskih koeficijenata
W_{ij}	1/s	Tenzor vrtložnosti

Simbol	Jedinica	Opis
x	-	Bezdimenzijska vrijednost položaja poprečnog presjeka broda
x	-	Smjer napredovanja valova
\bar{x}	-	Bezdimenzijska udaljenost
\bar{x}	-	Bezdimenzijska udaljenost od glavnog rebra
x_{ed}	m	Položaj kraja zone prigušenja
x_i	-	Ulazne varijable
x_{sd}	m	Položaj početka zone prigušenja
x^*	-	Parametar metode prigušenja
$\ddot{\mathbf{X}}_G$	m/s ²	Vektor ubrzanja težišta broda
\mathbf{X}_t	m/s	Derivacija vektora položaja u vremenu
X_3	m	Vertikalni pomak
y	-	Bezdimenzijska vrijednost ordinate površine poprečnog presjeka na položaju x
\bar{y}	-	Srednja vrijednost izlaznih vrijednosti
y_i	-	Izlazne varijable
y_j	-	Izlazna vrijednost neurona
\hat{y}_i	-	Izlazne vrijednosti procijenjene regresijskim modelom
y_J	-	Bias u skrivenom sloju
y^+	-	Bezdimenzijska udaljenost od stijenke
Y_0	-	Besselove funkcija drugog reda
z	-	Os kartezijevog koordinatnog sustava
Z'	-	Umnožak valnog broja i udaljenosti
Z_i	-	Vektor ulaznih varijabli
Z_M	-	Omjer udaljenosti i dubine
Z_P	-	Omjer udaljenosti i dubine
I	-	Domena integracije
II	-	Domena integracije

Simbol	Jedinica	Opis
α	°	Kut nailaska valova
α	-	Zamah (momentum)
α	-	Parametar regularizacije
α_d	-	Koeficijent ovisan o gazu broda i frekvenciji nailaznih valova
α_j	-	Konstanta u postupku verifikacije
α_l	-	Volumni udio vode u kontrolnom volumenu
α_U	-	Koeficijent ovisan o brzini napredovanja broda
β	°	Kut nailaska vala
β	-	Parametar SCG algoritma
β	-	Parametar regularizacije
β_i	-	Regresijski koeficijenti
β_w	°	Kut između tangente na vodnu liniju i simetralne linije broda
γ	-	Eulerova konstanta
γ	-	Parametar odnosa maksimalnih spektralnih energija
γ	-	Aktivacijska funkcija
γ	-	Broj težinskih koeficijenata koji efektivno sudjeluje u procesu učenja
γ	°	Kut između vektora normale i horizontalne ravnine
γ	rad/s	Parametar metode prigušenja
γ_n	°	Fazni pomak
Υ_M	J/(m ³ s)	Disipacija energije uslijed dilatacije
δ	-	Delta funkcija
δ	-	Parametar SCG algoritma
Δ	-	Parametar SCG algoritma
ΔR	%	Povećanje ukupnog otpora na valovima u odnosu na otpor u mirnoj vodi
Δt	s	Vremenski korak
Δx	m	Veličina konačnog volumena
δC_p	-	Promjena prizmatičkog koeficijenta

Simbol	Jedinica	Opis
δ_{Ok}	-	Razlika između tražene i dobivene vrijednosti k -tog neurona izlaznog sloja
δp	-	Promjena duljine paralelnog srednjaka
δ_{RE}	-	Numerička pogreška
δx	-	Pomak poprečnog presijeka broda
ε	J/(kg s)	Brzina disipacije kinetičke energije
ζ	m	Valna elevacija
ζ_a	m	Valna amplituda
ζ_{aj}	m, rad	Amplituda odziva
ζ_r	m	Relativna valna elevacija
η	-	Koeficijent brzine učenja
η_3	m	Amplituda poniranja
η_5	rad	Amplituda posrtanja
ϑ	-	Vektor ili matrica težinskih koeficijenata skrivenog odnosno izlaznog sloja
κ	-	Von Kármánova konstanta
λ	-	Parametar SCG algoritma
λ	-	Svojstvena vrijednost
λ	m	Valna duljina
μ	s ⁻¹	Pozitivan parametar u modeliranju prigušenja gibanja i disipacije energije
μ	-	Parametar LM algoritma
μ	Pas	Dinamički koeficijent viskoznosti
μ_t	Pas	Dinamički koeficijent turbulentne viskoznosti
ν	m ² /s	Kinematički koeficijent viskoznosti
ξ_p	-	Glavna komponenta
ρ	kg/m ³	Gustoća vode
σ	m ² /s	Jedinični kapacitet izvora
σ	-	Varijanca
σ	-	Parametar SCG algoritma

Simbol	Jedinica	Opis
σ_{d_n}	-	Standardna devijacija traženih izlaznih vrijednosti
σ_k	-	Turbulentni Schmidtov broj
σ_ε	-	Turbulentni Schmidtov broj
τ	-	Omjer duljine i širine kvadra
$\bar{\tau}_{ij}$	Pa	Osrednjeni tenzor naprezanja
τ_w	Pa	Tangencijalno naprezanje
Φ	m ² /s	Potencijal brzine strujanja
ϕ	m ² /s	Kompleksni oblik potencijala brzine strujanja
ϕ_i	-	Numeričko rješenje dobiveno primjenom mreže gustoće i
ϕ_j	m/s	Radijacijski potencijal
ϕ_o	-	Točno numeričko rješenje
ϕ_0	m/s	Potencijal nailaznog vala
ϕ_γ	m/s	Difrakcijski potencijal
Φ_n	m/s	Derivacija potencijala brzine strujanja u smjeru normale
Φ_t	m ² /s ²	Derivacija potencijala brzine strujanja u vremenu
Φ_{tt}	m ² /s ³	Dvostruka derivacija potencijala brzine strujanja u vremenu
Φ_z	m/s	Derivacija potencijala brzine strujanja u prostoru
φ_n	-	Amplituda n -te harmonijske komponente
ω	rad/s	Kružna frekvencija
ω_e	1/s	Susretna frekvencija
ω_p	1/s	Vršna frekvencija
∇	m ³	Volumen istisnine
∇	-	Matematički simbol za gradijent

Popis kratica

Oznaka ili kratica	Opis
AMG	Automatic Mesh Generator
BIE	Boundary Integral Equations
BIEM	Boundary Integral Equation Method
BR	Bayesova regularizacija
BVP	Boundary Value Problem
CFD	Computational Fluid Dynamics
CFL	Courant–Friedrichs–Lewy
CG	Conjugate Gradient
CPP	Controlable Pitch Propeller
CS	Container Ship
DINNC	Direct inverse neural network control
DSS	Decision Support System
DTC	Duisburg Test Case
EBP	Error backpropagation
EEDI	Energy Efficiency Design Index
EEOI	Energy Efficiency Operational Indicator
EXP	Experimental
GHG	Greenhouse Gasses
GPS	Global Positioning System
GWS	Global Wave Statistics
HFO	Heavy Fuel Oil
IMO	International Maritime Organization
ITTC	International Towing Tank Conference
JONSWAP	JOint North Sea WAVE Project
KCS	Kriso Container Ship

KVLCC2	Kriso Very Large Crude Carrier 2
LCB	Longitudinal Centre of Buoyancy
LCG	Longitudinal Centre of Gravity
LM	Levenberg-Marquardt
MLP	Multilayer Perceptron
MSE	Mean Squared Error
NE	North East
NM	Neuronska mreža
NRMSE	Normalized Root Mean Square Error
NUM	Numerical
PCA	Principal Component Analysis
QTF	Quadratic Transfer Function
RANS	Reynolds Averaged Navier-Stokes
RBF	Radial Basis Function
RDF	Računalna dinamika fluida
RE	Richardson Extrapolation
RMSE	Root Mean Square Error
SCG	Scaled Conjugate Gradient
SEEMP	Ship Energy Efficiency Management Plan
SS	Sea State
SVD	Singular Value Decomposition
SW	South West
TEU	Twenty-foot equivalent unit
TNRMSE	Training Normalized Root Mean Square Error
VCB	Vertical Centre of Buoyancy
VCG	Vertical Centre of Gravity
VLCC	Very Large Crude Carrier
VNRMSE	Validation Normalized Root Mean Square Error

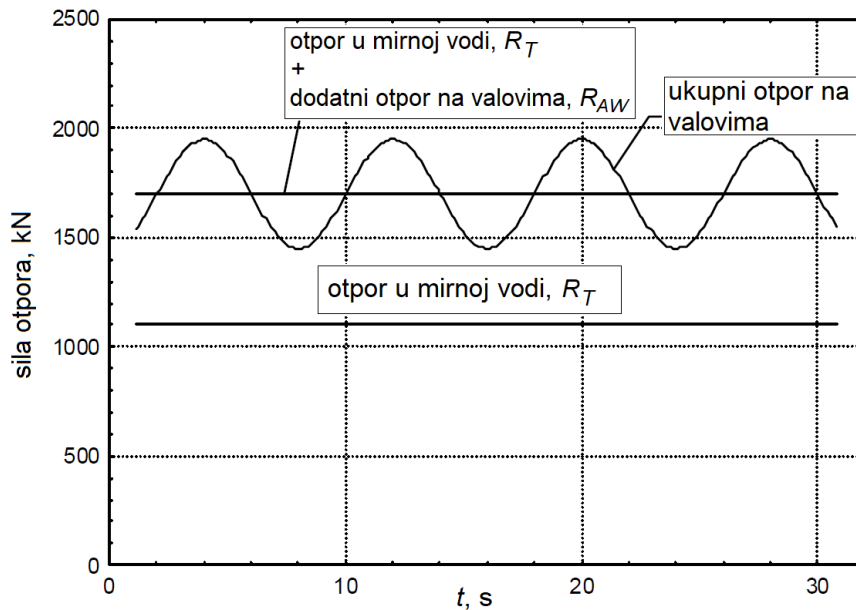
1. Uvod

Brod se tradicionalno projektira za plovidbu u mirnoj vodi uz postotno povećanje ukupnog otpora za plovidbu u realnim okolišnim uvjetima te ispunjavanje kriterija pomorstvenosti koji su nužni za sigurnu plovidbu na valovima. Dodatni otpor na valovima, kao jedno od mogućih dodatnih opterećenja na brod u službi, utječe na održivu brzinu broda, uzrokuje promjenu u radnim značajkama propulzijskog sustava broda te je njegova procjena od velike važnosti već u samom procesu projektiranja broda kako bi se na adekvatan način projektirao i optimirao propulzijski sustav broda. Na taj način osigurava se mogućnost plovidbe na izraženijim stanjima mora, ali i mogućnost procjene potrošnje goriva na određenom stanju mora, a s ciljem smanjenja operabilnih troškova te emisije štetnih plinova. Smanjenje emisije štetnih plinova je od posebne važnosti za očuvanje okoliša u skladu s regulativama uvedenim od strane Međunarodne pomorske organizacije (engl. *International Maritime Organization*, IMO) u okviru projektnog indeksa energetske učinkovitosti EEDI (engl. *Energy Efficiency Design Index*) i operativnog pokazatelja energetske učinkovitosti EEOI (engl. *Energy Efficiency Operational Indicator*) za novogradnje i postojeće brodove u službi. Prilikom plovidbe broda u službi, ukupni otpor uslijed plovidbe na valovima može biti veći za oko 15-30% u odnosu na otpor u mirnoj vodi [1].

Prilikom plovidbe, brod generira dva sustava valova: valove uslijed plovidbe u mirnoj vodi te valove nastale uslijed gibanja broda kao odziv na nailazne valove. Dodatno povećanje energije koju brod mora utrošiti za generiranje sustava valova, a kako bi se održala brzina pri plovidbi na valovima jednaka onoj u mirnoj vodi, povezano je s dodatnim otporom broda na valovima. Utrošena energija broda povezana je s tri glavne komponente dodatnog otpora. Prva i najveća komponenta dodatnog otpora nastaje uslijed interferencije valova koje brod generira gibanjima (radijacijski valovi) i nailaznih valova. Često se naziva sila zanošenja, iako je sila zanošenja u uzdužnom smjeru broda jednaka dodatnom otporu na valovima samo za slučaj kada je brzina napredovanja jednaka nuli. Stvaranju radijacijskih valova najviše doprinose poniranje i posrtanje te u određenoj mjeri ljuljanje broda ovisno o faznom pomaku u odnosu na nailazne valove. Relativna gibanja postaju velika kada je duljina broda približno jednaka duljini vala i tada je vrijednost dodatnog otpora najveća. Na vrlo dugačkim valovima, relativna gibanja teže nuli, a sila teži Froude-Krylovljevoj sili, koja bi u idealnim uvjetima djelovala na brod za slučaj da ne postoji difrakcijska komponenta [2]. Samim time, na vrlo dugačkim valovima i dodatni

otpor teži nuli. S druge strane, na kratkim valovima, komponenta dodatnog otpora uzrokovana gibanjima broda također teži nuli, ali do izražaja dolazi difrakcijska komponenta, koja nastaje uslijed difrakcije nailaznih valova o trup broda. Drugim riječima, brod troši energiju za stvaranje difrakcijskog vala. Razbijanje valova o trup broda izrazito je nelinearna pojava i viskozno podrijetla te je samim time narušena točnost metoda određivanja dodatnog otpora na kratkim valovima temeljenih na teoriji potencijalnog strujanja. Treća komponenta dodatnog otpora vezana je uz viskozno prigušenje gibanja poniranja i posrtanja broda te je zanemariva u odnosu na hidrodinamičko prigušenje gibanja (radijacijski valovi). To omogućuje razmatranje dodatnog otpora kao neviskozne pojave što omogućuje primjenu metoda i rješavača temeljenih na teoriji potencijalnog strujanja fluida, ali i ekstrapoliranje rezultata s modela na brod bez utjecaja mjerila. Slijedi kako je za pouzdano određivanje dodatnog otpora potrebno što točnije odrediti gibanja broda odnosno prijenosne funkcije kao odziv broda na nailaznim valovima, obzirom da je dodatni otpor proporcionalan kvadratu amplitude odziva te mala pogreška u određivanju gibanja broda može uzrokovati veliku pogrešku u određivanju dodatnog otpora.

Odziv broda, koji ima istu frekvenciju kao nailazni valovi i linearno je proporcionalan s amplitudom nailaznog vala, naziva se valnim opterećenjem prvog reda. Ako komponente valnih opterećenja imaju nižu ili višu frekvenciju od frekvencije nailaznog vala i proporcionalna su kvadratu amplitude nailaznog vala, nazivaju se valnim opterećenjima drugog reda veličine. Takva valna opterećenja, osim što imaju vremenski promjenjive komponente, imaju srednju vrijednost komponentata različitu od nule. Naime, gibanja broda na valovima uzrokuju pomak iz ravnotežnog stanja te promjenu u raspodjeli tlaka po oplakanoj površini. Promjenjiva oplakana površina uslijed nailaznih valova, ali i gibanja broda kao odziv na nailazne valove (posebice rotacijska gibanja), kao i nelinearni član tlaka u Bernoullijevoj jednadžbi, uzrokuju nelinearne sile višeg reda. Ako se razmotri sila do drugog reda, ona sadrži i konstantnu i oscilatornu komponentu drugog reda ovisnu o kvadratu amplitude vala. Konstantna sila zanošenja, odnosno dodatni otpor na valovima, vremenski je osrednjena vrijednost sile drugog reda (slika 1.1) i zahtijeva izračun potencijala brzine prvog reda. Naime, na dodatni otpor na valovima utječe relativna valna elevacija, potencijal brzine prvog reda, produkti potencijala brzine i gibanja prvog reda te produkti rotacijskih gibanja prvog reda i sila inercije. Oscilatornu komponentu generira potencijal drugog reda. Očekivano je da je sila drugog reda znatno manja i iznosi oko 5% sile prvog reda [3].



Slika 1.1 Porast otpora broda na valovima

Kada valovi imaju više frekvencija, kao što je to slučaj kod nepravilnih morskih valova, na trup broda djeluje konstantna sila i oscilatorna sila drugog reda koja nastaje uslijed kombinacije različitih valnih frekvencija. Ukoliko se valne frekvencije zbrajaju nastaje visokofrekventno opterećenje, a ukoliko se oduzimaju nastaje niskofrekventno opterećenje, koje doprinosi sili zanošenja. Navedena opterećenja postaju od velikog značaja kada se prirodna frekvencija broda približi vrijednosti zbroja ili razlike određenih valnih frekvencija. Za njihov izračun potrebno je postaviti problem rubnih uvjeta (engl. *Boundary Value Problem*, BVP) s uključenim članovima drugog reda što rezultira kvadratnom prijenosnom funkcijom (engl. *Quadratic Transfer Function*, QTF) odnosno matricom odziva čiji dijagonalni članovi predstavljaju konstantne vrijednosti sile na određenim frekvencijama, a izvan dijagonalni članovi vrijednosti odziva pri različitim kombinacijama zbroja ili razlike tih frekvencija [3].

Dodatni otpor broda na valovima može se s određenom točnošću procijeniti empirijskim, analitičkim, numeričkim ili eksperimentalnim metodama. Empirijske i polu-empirijske metode temelje se na eksperimentalnim rezultatima u kombinaciji s teorijskim pristupom. Njihova robusnost i jednostavnost primjene je ujedno i njihova glavna prednost. Numeričke metode za određivanje dodatnog otpora na valovima temeljene na teoriji potencijalnog strujanja dijele se na tzv. metodu bliskog polja (engl. *near-field*) i metodu udaljenog polja (engl. *far-field*). Metode udaljenog polja temelje se na energiji difrakcijskih i radijacijskih valova te promjeni količine gibanja u domeni fluida ograničenoj s oplakanom površinom, slobodnom površinom te kontrolnom površinom na beskonačnoj udaljenosti od tijela. Kada se zakon o očuvanju

količine gibanja primjeni na proračunsku domenu ograničenu nekom površinom na beskonačnoj udaljenosti, moguće je odrediti prosječne vrijednosti sila i momenata tijekom jednog perioda. Tako metode udaljenog polja omogućuju rješenje dvije komponente sile i momenta u horizontalnoj ravnini. U usporedbi s metodom bliskog polja, ova metoda je robusnija i u numeričkom smislu manje osjetljiva na diskretizaciju. Metode bliskog polja dodatni otpor na valovima određuju direktnom integracijom tlaka po oplakanoj površini i zahtijevaju određivanje potencijala brzine te komponenta tlaka prvog reda zajedno s promjenom tih komponenta uslijed gibanja broda. Ukoliko se integralni teoremi primjene na proračunsku domenu ograničenu kontrolnom površinom oko broda, moguće je odrediti sve komponente sila i momenata koji djeluju na brod primjenom tzv. *middle-field* metode, koja omogućuje izračun i niskofrekventnih i visokofrekventnih opterećenja u horizontalnoj i vertikalnoj ravnini [4]. Iako je temeljena na metodi bliskog polja, ova metoda ne zahtijeva određivanje članova translacijskih i rotacijskih gibanja tijela. Integralne jednadžbe za određivanje sila i momenata primjenjuju se na kontrolnu površinu oko broda te presjek kontrolne površine sa slobodnom površinom oko broda. Metodama potencijalnog strujanja, proračuni se mogu provoditi u vremenskoj ili frekvencijskoj domeni u 2D ili 3D prostoru, mogu biti linearni ili nelinearni te ovise o vrsti singulariteta koji se primjenjuju. Točnost rješenja ovisit će o odabranim numeričkim postavkama proračuna te početnim i rubnim uvjetima.

Neke od najpoznatijih metoda za određivanje dodatnog otpora na valovima temelje se upravo na navedenim teorijskim pristupima. Jedan od prvih pokušaja matematičkog opisa dodatnog otpora na valovima i određivanja njegove vrijednosti, dao je Havelock [5]. Prema njegovom intuitivnom shvaćanju, dodatni otpor izravno je povezan s poniranjem i posrtanjem broda te faznim pomakom između navedenih gibanja i nailaznog vala susretne frekvencije. Naime, fazni pomaci između odziva broda i nailaznih valova mogu uzrokovati znatno povećanje dodatnog otpora, kojeg Havelock određuje integracijom uzdužne komponente tlaka zanemarujući prisustvo broda na nailaznim valovima. Na taj način, koristeći Froude-Krylovljevu hipotezu, izbjegnuto je određivanje složene difrakcijske komponente, ali i zanemarena sprema poniranja i posrtanja. Unatoč tome, Havelock je omogućio uvid u fizikalno objašnjenje te složene hidrodinamičke pojave te zaključio kako će maksimalna vrijednost dodatnog otpora nastati u rezonantnom području poniranja i posrtanja. Maruo [6] kao začetnik metode temeljene na očuvanju energije odnosno količine gibanja (engl. *momentum and energy method*), trup broda opisao je raspodjelom singulariteta, a potencijal vala sastoji se od potencijala pravilnog vala te valova uzrokovanih singularitetima. Trup broda opisan linijskom razdiobom izvora omogućuje

određivanje dodatnog otpora na temelju geometrijskih značajki poprečnih presjeka broda i gibanja broda. Maruo je pokazao kako poniranje i posrtanje dominiraju nad zalijetanjem (napredovanjem) broda te kako se ono može zanemariti prilikom određivanja dodatnog otpora na valovima. Obzirom da je potencijal nailaznog vala poznat, problem je sveden na određivanje potencijala koji zadovoljava linearizirani rubni uvjet na slobodnoj površini, uvjet nepromočivosti na trupu broda i radijacijski uvjet. Činjenicu da se navedeni rubni uvjeti pojednostavljaju za vitka tijela iskoristio je Joosen [7] te proširio metodu razvojem koeficijenta vitkosti u asimptotski red te zadržavanjem samo članova prvog reda. Zaključio je kako dodatni otpor ovisi isključivo o potencijalu radijacije te da se, osim u slučaju vrlo kratkih valova, utjecaj difrakcije može zanemariti. Gerritsma i Beukelman [8] začetnici su metode radijacijske energije (engl. *radiated energy method*) kojom se dodatni otpor određuje na temelju radijacijske energije tijekom jednog perioda oscilatornog gibanja broda. I ova metoda zahtijeva poznavanje hidrodinamičkih koeficijenata dodatne mase i prigušenja dvodimenzijskih poprečnih presjeka za svaku frekvenciju vala. Pouzdano određivanje hidrodinamičkih koeficijenata često je najteži dio u određivanju dodatnog otpora na valovima. Salvesen et al. [9] su u tu svrhu razvili vrpčastu metodu proračuna hidrodinamičkih koeficijenata i uzbudnih sila poprečnih presjeka pomoću metoda konformnog preslikavanja kojima se analitičko rješenje za polukrug transformira prema obliku vrpce broda do određene mjere složenosti. Dvodimenzijski hidrodinamički koeficijenti, izračunati za svaku vrpcu broda, sumiraju se po duljini broda kako bi se u konačnici odredili ukupni hidrodinamički koeficijenti broda. Međutim, primjenom vrpčaste metode nije moguće izravno odrediti uzdužnu silu, obzirom da je jedno od ograničenja metode to da nema međusobnog utjecaja vrpce u uzdužnom smjeru. Stoga Boese [10], [11] određuje srednju vrijednost sile po presjeku broda. Njezinom integracijom po duljini broda uz dodatak uzdužnih komponenti vertikalnih hidrodinamičkih opterećenja, određuje se dodatni otpor na valovima. Kako bi se prevladala geometrijska ograničenja vrpčaste metode, razvijena je numerička metoda koja omogućuje trodimenzijski prikaz geometrije tijela. Trodimenzijske panelne metode dijele se prema tome koju vrstu singulariteta koriste u rješavanju integralnih jednadžbi. U 3D panelnoj metodi, koja se temelji na zadovoljavanju Kelvinovog rubnog uvjeta na slobodnoj površini, brod se diskretizira ravnim panelima na kojima se nalaze izvori ili dipoli konstantnog nepoznatog kapaciteta. Polje brzina u modelu bezvrtložnog strujanja fluida može se opisati skalarnom funkcijom potencijala brzine. Greenov teorem primjenjuje se kako bi se potencijal brzine u bilo kojoj točki proračunske domene prikazao raspodjelom singulariteta po granicama domene [12]. Integralne jednadžbe na graničnim površinama domene (engl.

Boundary Integral Equations, BIE) rješavaju se s ciljem određivanja nepoznatih kapaciteta raspodijeljenih singulariteta primjenom linearne algebre, uz zadovoljenje Laplaceove jednadžbe i svih potrebnih rubnih uvjeta. Greenova funkcija, kao temeljno rješenje Laplaceove jednadžbe, formulirana je na način da zadovoljava rubni uvjet na lineariziranoj slobodnoj površini, na dnu te radijacijski rubni uvjet. Uz poznati potencijal brzine, moguće je odrediti vrijednost tlaka na svakom panelu primjenom Bernoullijeve jednadžbe. Disipacija energije uvedena je u jednadžbu količine gibanja putem fiktivne sile ovisne o brzini strujanja fluida, koja ne utječe na svojstva neviskoznosti i bezvrtložnosti fluida. Rezultat toga je član prigušenja u jednadžbi rubnog uvjeta na slobodnoj površini, kako bi se onemogućio beskonačan odziv pri rezonantnim frekvencijama. Dok linearna teorija određivanja odziva broda na valovima pretpostavlja sve vrijednosti harmonijskima u vremenu te ne zahtijeva određivanje potencijala drugog reda, što zbog složenosti što zbog točnosti uvedenih numeričkih pretpostavki, nelinearna teorija uzima u obzir interakciju linearnog harmonijskog strujanja uslijed nailaznih valova i nelinearnog strujanja uzrokovano brzom napredovanjem u mirnoj vodi te nelinearnu slobodnu površinu [13]. Kod nelinearne panelne metode na temelju Rankineovih singulariteta, rješenje koje zadovoljava rubni uvjet na slobodnoj površini i na trupu broda pronalazi se iterativnim postupkom. Izvori su distribuirani na panelima po trupu broda i na maloj udaljenosti iznad valovite slobodne površine, a polje strujanja i oblik slobodne površine iterativno se mijenjaju dok se ne zadovolje rubni uvjeti. Dinamički uron i trim broda prilagođavaju se kako bi se postiglo ravnotežno stanje hidrodinamičkih sila i momenata [14].

Numeričke metode računalne dinamike fluida RDF (engl. *Computational Fluid Dynamics*, CFD) za određivanje dodatnog otpora broda na valovima, uz to što se mogu temeljiti na teoriji potencijalnog strujanja fluida kao što je već napomenuto, temelje se i na teoriji viskoznog strujanja fluida. Reynoldsove osrednjene Navier-Stokesove (engl. *Reynold Averaged Navier-Stokes*, RANS) jednadžbe uzimaju u obzir i viskozne učinke te su u mogućnosti adekvatno opisati strujanje i kod izrazito nelinearnih pojava te vrtloženja čestica fluida. Također, moguće je adekvatno opisati i simulirati kompleksno strujanje na slobodnoj površini, koje je uzrokovano kombinacijom nailaznih valova, difrakcijom te gibanjima broda, te i kod valova velikih valnih strmina. Točnost alata RDF-a temeljenih na RANS jednadžbama u previđanju gibanja broda te dodatnog otpora na valovima iznosi u prosjeku do oko 85-90% u usporedbi s eksperimentalno dobivenim rezultatima [15], [16]. Pokazano je kako su alati RDF-a temeljeni na teoriji viskoznog strujanja u određenoj mjeri točniji u određivanju dodatnog otpora na valovima u odnosu na alate koji su temeljeni na teoriji potencijalnog strujanja, posebice pri većim

brzinama. Naime, zbog uvedenih pojednostavljenja i pretpostavki, alati temeljeni na teoriji potencijalnog strujanja valjani su pri nižim i umjerenim brzinama broda. RANS jednadžbe omogućuju pouzdano određivanje sila, koje su inducirane valovima, kako prvog tako i drugog reda. Proračuni dodatnog otpora na valovima primjenom RANS jednadžbi omogućuju i određivanje viskoznog dijela dodatnog otpora, koji na kratkim valovima može iznositi i preko 20% vrijednosti ukupnog dodatnog otpora modela broda, dok je navedeni viskozni učinak nešto manje izražen kod broda u naravi [17].

Dodatni otpor na valovima, ukoliko se određuje na eksperimentalan način, zahtijeva provođenje pokusa otpora na mirnoj vodi te na valovima pri istoj brzini, kako bi se dodatni otpor na valovima odredio kao razlika između ukupnog otpora broda na valovima i otpora na mirnoj vodi. Pokusi se mogu provoditi na pravilnim i nepravilnim valovima s modelom broda kojemu je omogućeno svih šest ili samo određeni stupnjevi slobode gibanja. Ukoliko je model tegljen konstantnom brzinom, omogućeno mu je poniranje, posrtanje te eventualno ljuljanje. Model broda može biti slobodan i pogonjen vlastitim pogonom, a veza između kolica za tegljenje i modela je samo u prijenosu signala. Na taj način nije moguće direktno mjeriti otpor, nego se mjeri poriv koji je potreban modelu da pri određenoj brzini plovi na generiranim valovima [18]. Za slučaj pokusa sa slobodnim modelom, nije moguće provesti pokuse pri identičnoj brzini u mirnoj vodi i na valovima, obzirom da postoji mala varijacija brzine modela na valovima. Iz tog se razloga provodi niz pokusa otpora u mirnoj vodi pri različitim brzinama, kako bi se nakon pokusa na valovima na temelju brzine na valovima interpolacijom odredila vrijednost otpora odnosno poriva u mirnoj vodi te oduzele vrijednosti dvaju poriva.

Eksperimentalna mjerenja dodatnog otpora i poriva na valovima imaju relativno veliku nesigurnost, posebice kada se pokusi provode pri većim brzinama i malim valnim amplitudama, što su tipični uvjeti broda u službi, obzirom da je tada dodatni otpor na valovima za red veličine manji u odnosu na otpor u mirnoj vodi te ukupni otpor na valovima [18]. Naime, mjerna nesigurnost otpora u mirnoj vodi i ukupnog otpora na valovima u tom slučaju istog je reda veličine kao i dodatni otpor na valovima. Mjerna nesigurnost valne elevacije glavni je uzrok velike mjerne nesigurnosti u mjerenju dodatnog otpora na valovima, koja može iznositi oko 10% na umjerenim valnim duljinama [16], [19] i povećava se smanjenjem valne duljine. Naime, na kratkim valovima, odziv gibanja broda ne predstavlja harmonijsku funkciju [20]. Uz valnu elevaciju te standardne mjerne nesigurnosti instrumenata, geometrije, kalibracije i sl., izvori mjerne nesigurnosti dodatnog otpora su i nesigurnosti mjerenja gibanja broda, odnosno poniranja i posrtanja [19].

1.1. Motivacija

Staklenički plinovi (engl. *Greenhouse Gasses*, GHG) su plinovi koji otežavaju izlazak dugovalnog toplinskog zračenja iz atmosfere. Drugim riječima, staklenički plinovi apsorbiraju i reemitiraju toplinu uzrokujući zagrijavanje atmosfere te posljedično klimatske promjene, odnosno tzv. globalno zatopljenje. Glavni staklenički plinovi su vodena para, ugljični dioksid (CO_2), metan (CH_4), dušikov oksid (N_2O) te ozon. GHG plinovi, iako nastaju i prirodnim procesima, nastaju izgaranjem fosilnih goriva što znatno povećava njihovu koncentraciju u atmosferi. Emisija CO_2 prednjači pred ostalim stakleničkim plinovima kada je u pitanju emisija uzrokovana ljudskim aktivnostima. Iz tog se razloga često staklenički plinovi poistovjećuju s CO_2 iako je ispravnije razmatrati stakleničke plinove kroz ekvivalent ugljičnog dioksida (CO_2e), koji predstavlja za bilo koji staklenički plin ekvivalentnu količinu CO_2 koja bi imala jednaki učinak na globalno zatopljenje kao taj staklenički plin. Prema podacima iz literature [21], [22] međunarodni pomorski prijevoz uzrokovao je u prosjeku 2,6% globalne emisije CO_2 u razdoblju od 2007. do 2015. godine. Primjerice, tijekom 2015. godine brodovi su sagorjeli oko 298 milijuna tona goriva, od čega je 72% teško gorivo (engl. *Heavy Fuel Oil*, HFO) što je uzrokovalo emisiju oko 932 milijuna tona CO_2 u atmosferu. Pod pretpostavkom da će i u budućnosti fosilna goriva ostati dominantna, predviđa se da će se do 2050. godine emisija CO_2 uzrokovana pomorskim prijevozom povećati za 50% do 250% ovisno o ekonomskom i energetsom razvoju [21] te da će potreba za prijevozom robe u kontejnerima bilježiti najznačajniji porast. Iako je pomorski prijevoz robe najučinkovitiji u energetsom smislu, a udio emitiranog CO_2 brodova relativno nizak u globalnoj emisiji CO_2 , tendencija je poboljšati njegovu energetska učinkovitost i ograničiti emisiju štetnih plinova obzirom da se pomorski prijevoz kontinuirano razvija i povećava. Iz tog je razloga Međunarodna pomorska organizacija IMO 2011. godine postavila cilj smanjenja emisije štetnih stakleničkih plinova brodova za najmanje 50% do 2050. godine u odnosu na 2008. godinu i to uvođenjem obveznih tehničkih mjera novogradnji te operativnih mjera za postojeće brodove s ciljem povećanja energetske učinkovitosti brodova te smanjenja emisije CO_2 [23]. Projektni indeks energetske učinkovitosti broda EEDI, za nove brodove najvažnija je tehnička mjera kojoj je cilj promicanje primjene energetske učinkovitije opreme i motora. EEDI određuje minimalnu razinu energetske učinkovitosti, odnosno količinu CO_2 emitiranog po prijedenoj milji i kapacitetu prevezenog tereta za različite tipove i veličine brodova. Očekuje se da će EEDI poticati inovacije i tehnički razvoj svih komponenti brodskog sustava koje utječu na potrošnju goriva već u fazi projektiranja broda. Plan upravljanja energetsom učinkovitošću broda (engl. *Ship Energy*

Efficiency Management Plan, SEEMP) operativna je mjera, kako za nove tako i za postojeće brodove, kojom se uspostavlja mehanizam za povećanje energetske učinkovitosti broda na ekonomičan način. SEEMP također omogućuje brodovlasnicima i brodarima da kroz operativni pokazatelj energetske učinkovitosti, EEOI, analiziraju energetska učinkovitost broda ili flote te ocijene utjecaj primjene neke od operativnih mjera na smanjenje potrošnje goriva, kao što su primjerice planiranje rute plovidbe, češće čišćenje propelera ili uvođenje tehničkih mjera poput sustava za iskorištavanje otpadne topline.

Prilikom projektiranja broda potrebno je, s ciljem optimizacije propulzijskog sustava, odrediti opterećenja na brod u realnim uvjetima plovidbe. Tradicionalno, povećanje otpora broda u službi određuje se kao postotak ukupnog otpora u mirnoj vodi. Određivanje pada brzine ili povećanja zahtijevane snage uslijed, između ostalog, dodatnog otpora na valovima u realnim uvjetima plovidbe broda zahtijeva provođenje modelskih ispitivanja, složenu RDF analizu, proračune pomorstvenosti na temelju teorije potencijalnog strujanja ili primjenu jednostavnijih (polu)empirijskih izraza. Dok proračuni temeljeni na teoriji potencijalnog ili viskoznog strujanja zahtijevaju određeno proračunsko vrijeme, poznavanje geometrije i značajki broda te znanje i vještinu za provođenje proračuna, jednostavnije metode i analitički izrazi su robusniji i omogućuje dobivanje rezultata u vrlo kratkom roku, ali često ograničene točnosti. Stoga bi od velike praktične koristi bili modeli koji bi u kratkom roku omogućili rezultate zadovoljavajuće točnosti bez detaljnog poznavanja geometrije broda, već u preliminarnoj fazi projektiranja broda. S druge strane, s ciljem povećanja energetske učinkovitosti broda, moguće je planiranjem rute plovidbe ili optimizacijom brzine utjecati na smanjenje potrošnje goriva. U tom slučaju potrebno je procijeniti povećanje otpora uslijed valova na stanjima mora koje brod može susresti na određenoj ruti plovidbe.

1.2. Pregled dosadašnjih istraživanja

1.2.1. Dodatni otpor broda na valovima

Od početka razvoja metoda za određivanje dodatnog otpora na valovima, polovicom 20. stoljeća, objavljeni su rezultati brojnih istraživanja, razvijene su razne analitičke i numeričke metode te su se usavršila eksperimentalna mjerenja dodatnog otpora. Iako se metode temeljene na teoriji potencijalnog strujanja i dalje koriste zbog svoje robusnosti i zadovoljavajuće inženjerske točnosti, sve više se primjenjuju metode temeljene na teoriji viskoznog strujanja

koje uzimaju u obzir viskozne učinke, velike amplitude gibanja broda, valove velikih strmina, zalijevanje palube i slične izrazito nelinearne pojave.

Bunnik et al. [24] analizirali su i međusobno usporedili rezultate gibanja, dodatnog otpora te opterećenja broda dobivene različitim alatima za kontejnerski brod i trajekt te su ih usporedili s dostupnim eksperimentalnim rezultatima. Tako su primijenili linearnu potencijalnu metodu na temelju Greenove funkcije bez brzine napredovanja, odnosno uz procijenjenu brzinu napredovanja (engl. *approximate forward speed*), linearnu potencijalnu metodu na temelju Greenove funkcije s uključenom brzinom napredovanja (engl. *exact forward speed*), linearnu potencijalnu metodu za strujanje oko udvojenog tijela (engl. *double body*), nelinearnu potencijalnu metodu na temelju Rankineovih singulariteta (engl. *non-linear steady flow*) te RDF na temelju teorije viskoznog strujanja. Autori su zaključili kako primjena RDF-a, dok nisu uključeni izraženi nelinearni učinci, ne doprinosi značajno točnosti rezultata, a zahtijeva neusporedivo veće računalne resurse. Isto tako, zaključili su kako metode temeljene na vrlo sličnom ili identičnom matematičkom modelu daju različite rezultate ovisno o načinu implementacije, diskretizaciji ili rubnim uvjetima te kako je osiguravanje točnosti poniranja broda zahtjevnije nego posrtanja. Seo et al. [25] usporedili su rezultate dodatnog otpora na valovima dobivene vrpčastom metodom, Rankineovom panelnom metodom i RDF-om na temelju teorije viskoznog strujanja te asimptotske metode za izračun dodatnog otpora na kratkim valovima. Usporedbom s dostupnim eksperimentalnim rezultatima, autori su zaključili kako vrpčasta metoda pokazuje određena odstupanja u rezultatima za slučaj većih Froudeovih brojeva te punije forme broda. Također, pokazali su kako je od velike važnosti primijeniti adekvatnu metodu određivanja ili korekcije rezultata na kratkim valovima, obzirom na punoću forme broda.

Liu et al. [26] razvili su metodu temeljenu na 3D panelnoj metodi u frekvencijskoj domeni primjenom hibridne metode u vremenskoj domeni, koja kombinira Rankineove singularitete i Greenovu funkciju kako bi odrediti potencijal prvog reda veličine potreban za izračun dodatnog otpora na valovima metodom temeljenom na očuvanju količine gibanja. Autori su zaključili kako s korekcijom rezultata na kratkim valovima, njihova metoda daje rezultate zadovoljavajuće točnosti za vitke, ali i za punije forme broda. Hong et al. [27] su dodatni otpor na valovima S175 kontejnerskog broda podijelili na radijacijski i difrakcijski dio te primijenili Greenovu funkciju na temelju pulsirajućih izvora, koji se translatorno gibaju za rješavanje problema rubnih uvjeta. Za razliku od Rankineove panelne metode, ova metoda automatski zadovoljava rubni uvjet na slobodnoj površini te ne zahtijeva diskretizaciju slobodne površine

panelima. Također, pokazuje veću točnost u usporedbi s eksperimentalnim rezultatima pri većim Froudeovim brojevima. Riesner i el Moctar [28] razvili su djelomično nelinearnu metodu u vremenskoj domeni za predviđanje dodatnog otpora pri konstantnoj brzini napredovanja na pravilnim valovima. Razvijena metoda temelji se na hidrodinamičkim koeficijentima dobivenima u frekvencijskoj domeni za izračun sila radijacije u vremenskoj domeni, na integraciji tlaka po trenutnoj oplakanoj površini, što omogućuje određivanje nelinearne Froude-Krylovljeve sile i povratnih sila, te na dodatnoj komponenti sile koja uzima u obzir promjenu oplakane površine uslijed radijacije i difrakcije nailaznih valova. Kako bi uzeli u obzir viskoznu komponentu dodatnog otpora, autori su uveli bezdimenzijski član kao dodatak na koeficijent dodatnog otpora, u obliku eksponencijalne funkcije ovisne o koeficijentu punoće forme, omjeru valne duljine i duljine broda te konstantama koje su određene metodom najmanjih kvadrata na temelju rezultata dostupnih u literaturi.

Yang et al. [29] unaprijedili su Faltinsenovu asimptotsku formulu za izračun dodatnog otpora broda na kratkim valovima, koja ga podcjenjuje za slučaj vitkijih formi koje plove pri većim Froudeovim brojevima. Autori su uzeli u obzir ograničeni gaz broda, promjenu brzine strujanja oko nepravilne forme broda te oblik trupa broda iznad razine mirne slobodne površine. Umjesto beskonačno dugačkog cilindra, koji je izvorno implementiran u metodu, pod pretpostavkom da je gaz broda veći od duljine nailaznog vala, horizontalna kontrolna površina postavljena je za duljinu, koja odgovara gasu, ispod slobodne površine, dok je potencijal brzine isti kao u originalnoj metodi. Obzirom da brzina strujanja ovisi o obliku trupa broda, ne samo u razini slobodne površine već i ispod nje, uveden je korekcijski faktor povezan s promjenom poprečnog presjeka forme ispod razine mirne slobodne površine. Konačno, promjena forme broda i iznad razine mirne slobodne površine, uzeta je u obzir na temelju koeficijenta zaoštrenja vodne linije (engl. *bluntness coefficient*).

Obzirom da se grade sve veći brodovi, omjer duljine vala i duljine broda postaje sve manji što znači da je od velike važnosti što točnije procijeniti dodatni otpor na kratkim valovima. Alati za određivanje dodatnog otpora, bilo da su temeljeni na teoriji potencijalnog ili viskoznog strujanja, na kratkim valovima zahtijevaju veći broj panela ili konačnih volumena posebice u području slobodne površine kako bi se obuhvatile promjene u strujanju tekućine oko trupa broda. Također, zbog nelinearnih pojava u strujanju, ali i malih izmjerenih vrijednosti, i eksperimentalna ispitivanja postaju zahtjevnija. Liu i Papanikolaou [30] su razvili relativno jednostavnu metodu određivanja dodatnog otpora u skladu s IMO-MEPC.232(65)EEDI preporukama [31] za osnivanje metoda tzv. prve razine (engl. *level 1 methods*) za procjenu

minimalne zahtijevane snage za plovidbu i upravljivost broda pri izraženijim vremenskim uvjetima. Razvijena empirijska metoda zahtijeva samo glavne izmjere broda i značajke valova kao ulazne vrijednosti za određivanje dodatnog otpora različitih formi brodova na dugačkim i kratkim nailaznim valovima u pramac uz zadovoljavajuću točnost rezultata. Predloženu metodu, autori su proširili i prilagodili za veći raspon brzina i promjenu gaza i trima kod različitih stanja krcanja [32]. Autori su u okviru istraživanja analizirali utjecaj brzine napredovanja, promjene radijusa tromosti mase kod posrtanja, gaza te trima na amplitudu i položaj vršne vrijednosti dodatnog otpora na valovima u pramac. Zaključili su kako je položaj rezonantne vrijednosti dodatnog otpora usko vezan uz prirodnu frekvenciju poniranja na dugačkim valovima te da je amplituda dodatnog otpora ovisna o iznosu radijusa tromosti mase. Kako bi uključili utjecaj promjene gaza na dodatni otpor, autori su uveli novi parametar ovisan o omjeru širine i gaza broda. Smanjenjem gaza, vršna vrijednost dodatnog otpora smanjuje se, a njezin položaj pomiče se prema području viših valnih frekvencija dok se vrijednost dodatnog otpora na kratkim valovima povećava. Također, utjecaj trima uključen je u predloženu metodu, obzirom da se u slučaju trima mijenja podvodni oblik forme broda te normalna naprezanja (primjerice na ravnom dijelu dna broda) ostvaruju komponentu u uzdužnom smjeru te povećavaju dodatni otpor na valovima i kod malih kutova trima.

Seo et al. [33] odredili su dodatni otpor na kratkim valovima primjenom metoda na temelju teorije potencijalnog i viskoznog strujanja za različite forme broda. Obzirom da na vrijednost dodatnog otpora na kratkim valovima u velikoj mjeri utječe veličina panela ili konačnog volumena, posebice u slučaju punijih formi brodova, autori su zaključili kako je studija konvergencije proračunske mreže neophodna. Usporedbom dobivenih numeričkih rezultata s dostupnim eksperimentalnim rezultatima, autori su pokazali kako je potrebno primijeniti teoriju viskoznog strujanja fluida kako bi se adekvatno obuhvatili nelinearni učinci strujanja, koji se javljaju na kratkim valovima oko forme broda s manjim koeficijentom punoće.

Utjecaj izbačene forme pramca (engl. *bow-flare*) na dodatni otpor na valovima istražen je u [34]. Kako bi odredili nelinearna opterećenja na brod u trenutnom položaju pri različitim gazovima, autori su primijenili teoriju potencijalnog strujanja u vremenskoj domeni. Povećanjem kuta izbačene forme pramca, na nailaznim valovima različitih valnih amplituda oko rezonantne frekvencije, amplitude odziva se smanjuju, što ukazuje na prednosti izbačene forme pramca s obzirom na gibanja broda. S druge strane, povećanjem kuta izbačene forme pramca dodatni otpor na valovima raste.

Guha i Falzarano [35] su razvili numeričku metodu za određivanje dodatnog otpora na valovima na temelju direktne integracije tlaka po oplakanoj površini uzimajući u obzir kut izbačene forme pramca na lineariziranoj slobodnoj površini. Dobivene numeričke rezultate autori su usporedili s rezultatima drugih metoda temeljenih na teoriji potencijalnog strujanja te s dostupnim eksperimentalnim rezultatima. Autori su pokazali kako je prilikom izračuna integrala relativne valne amplitude po vodnoj liniji, za slučaj brodova s izbačenom formom pramca od velike važnosti uzeti u obzir kut uranjanja forme broda (engl. *hull emergence angle*). Na primjeru kontejnerskih brodova S175 i KCS (engl. *Kriso Container Ship*, KCS), autori su zaključili kako kut uranjanja forme ne utječe znatno na vrijednost navedenog integrala, za razliku od ispitanog Ro-Ro broda. Autori su uključili kut uranjanja forme u izračun dodatnog otpora na valovima putem korekcije temeljene na kutu normale panela kojeg presijeca ravna vodna linija.

Yang i Kim [36] su primjenom teorije viskoznog strujanja fluida istražili utjecaj oblika pramca KVLCC2 (engl. *Kriso Very Large Crude Carrier 2*, KVLCC2) broda na dodatni otpor na kratkim valovima, duljine jednake polovini duljine broda, različitih amplituda. Obzirom da povećanje valne amplitude na kratkim valovima uzrokuje izrazito nelinearno strujanje oko pramca, potrebno je razmatrati oblik pramca i iznad vodne linije. Autori su uočili različite raspodjele tlaka ovisno o obliku pramca te potvrdili kako punoća pramčanog dijela trupa broda utječe na iznos dodatnog otpora na kratkim valovima. Na temelju harmonijske analize, zaključili su kako porastom valne amplitude udio druge i treće harmonijske komponente dostiže i do 10% glavne komponente sile dodatnog otpora.

Park et al. [20] analizirali su dodatni otpor na valovima tankera na četiri različita gaza eksperimentalno i numerički. Obzirom da tankeri, ovisno o stanju krcanja, mogu ploviti na različitim gazovima, autori su na primjeru KVLCC2 pokazali primjenjivost vrpčaste te Rankineove panelne metode za određivanje dodatnog otpora na valovima u pramac različitih valnih duljina. Autori su na temelju eksperimentalnih rezultata zaključili kako je za područje kratkih valova najveća vrijednost dodatnog otpora upravo u balastnom stanju odnosno na najmanjem gasu te da se vršna vrijednost dodatnog otpora smanjenjem gaza pomiče prema višoj frekvenciji. Također, pokazano je kako vrpčasta metoda zbog izraženih promjena u obliku oplakane površine ne daje pouzdane rezultate na manjim gazovima te kako faktor korekcije rezultata na kratkim valovima ima određena ograničenja. Rankineova panelna metoda pokazuje zadovoljavajuće rezultate, osim u području kratkih valova.

Primjenjivost RDF-a na temelju teorije viskoznog strujanja za određivanje dodatnog otpora modela KVLCC2 broda na valovima različitih valnih duljina istražena je u [37]. Autori su

zaključili kako je RDF-om moguće s dovoljnom točnošću predvidjeti dodatni otpor na kratkim valovima, ali uz velike računalne resurse obzirom da proračunska mreža mora biti dovoljno profinjena u području slobodne površine. Iz tog razloga, predlažu da se numeričke simulacije na kratkim valovima provode s fiksnim modelom broda. Naime, zbog izrazito pune forme, KVLCC2 brod ima izrazito nelinearan odziv na valovima [38]. Do sličnog zaključka došli su i autori u [39] usporedivši rezultate dobivene metodom potencijalnog i viskoznog strujanja s eksperimentalno dobivenim rezultatima. Komercijalni programski paket kojeg su autori koristili za određivanje dodatnog otpora te sile i momenta zanošenja, omogućio je uvid u kompleksno strujanje oko pramca i krme KVLCC2 broda, ali uz znatno veće vrijeme trajanja proračuna u odnosu na metodu temeljenu na potencijalnom strujanju. Povezanost dodatnog otpora na valovima i gibanja broda te njihova nelinearnost ovisno o strmini pravilnog vala, istražena je pri različitim brzinama u [40] i [41] primjenom RDF-a na temelju viskoznog strujanja te 3D potencijalne teorije. U usporedbi s eksperimentalnim rezultatima pri projektnoj brzini KVLCC2 broda, obje metode pokazale su zadovoljavajuću točnost rezultata dodatnog otpora, osim u području oko rezonantne frekvencije poniranja. Na temelju dobivenih rezultata dodatnog otpora, autori su zaključili kako pri brzini plovidbe manjoj od projektne brzine (smanjena brzina plovidbe) na izraženijim stanjima mora, a zbog relativne valne visine, može doći do povećanja sila zanošenja odnosno dodatnog otpora. Također, autori su na temelju rezultata RDF-a primijetili kako povećanjem valne strmine raste nelinearnost poniranja te kako je dodatni otpor na valovima približno proporcionalan kvadratu valne amplitude. Yu et al. [42] su na temelju eksperimentalnih istraživanja provedenih s modelom KVLCC2 broda na pravilnim valovima različitih valnih duljina, zaključili kako su srednja vrijednost dodatnog otpora na valovima i fazni pomaci gotovo identični ako se ispitivanja provode s fiksnim modelom i s modelom kojem je omogućeno slobodno gibanje u smjeru napredovanja modela te kako je dodatni otpor na valovima direktno povezan s relativnim gibanjima pramca. Sadat-Hosseini et al. [43] su numeričkim istraživanjem modela KVLCC2 broda također zaključili kako je vrijednost dodatnog otpora na valovima najveća kada relativna gibanja pramca imaju najveću amplitudu te fazni pomak od 180° u odnosu na nailazni val. Analiza lokalnog strujanja oko pramca broda pokazala je kako je dodatni otpor u najvećoj mjeri uzrokovan visokim tlakom u području gornjeg dijela pramca koji se javlja pri velikim relativnim gibanjima broda.

Seo et al. [44] analizirali su gibanja i dodatni otpor KCS broda primjenom programskog paketa RDF-a otvorenog pristupa na pravilnim valovima različitih valnih duljina. Autori su potvrdili kako na valovima, čija je valna duljina približno jednaka duljini broda, dodatni otpor broda

poprima najveću vrijednost. Također, numeričke simulacije strujanja oko trupa broda koji se giba na valovima, ukazale su na razvoj velikih vrtloga ispod krmenog zrcala i dna broda pri izraženijim gibanjima broda.

Kim et al. [45] su predložili metodologiju određivanja utjecaja dodatnog otpora na nepravilnim valovima te otpora vjetra na pad brzine broda s ciljem definiranja postotnog povećanja otpora (engl. *sea margin*). Naime, točnije predviđanje gibanja, dodatnog otpora te pada brzine broda, omogućava bolju procjenu operabilnosti broda u stvarnim uvjetima plovidbe te optimizaciju propulzijskog sustava. Autori su za svako stanje mora, definirano Beaufortovim brojem, odredili pad brzine S175 kontejnerskog broda pod uvjetom da je snaga jednaka snazi potrebnoj za plovidbu određenom brzinom u mirnoj vodi. Zaključili su kako je pad brzine veći ukoliko je početna brzina u mirnoj vodi manja te kako je postotno povećanje otpora veće, iako je apsolutna vrijednost zahtijevane dodatne snage za plovidbu na valovima manja.

Dodatni otpor na valovima jedan je od ulaznih podataka modela za određivanje održive brzine broda na umjerenim i izraženijim stanjima mora razvijenog u [46]. Predloženi model omogućuje planiranje rute plovidbe broda na temelju okolišnih uvjeta, otpora u mirnoj vodi, propulzijskih značajki i dinamičkih opterećenja na brodski vijak. Naime, uz poznatu održivu brzinu plovidbe na određenom stanju mora, moguće je predvidjeti vrijeme trajanja plovidbe, potrošnju goriva i emisiju CO₂ za plovidbu određenom rutom. Autori su razvijeni model poboljšali uključivanjem dinamičkih značajki pogonskog dvotaktnog dizel motora u ekstremnim uvjetima plovidbe, a koji uzrokuje oko 80% ukupne emisije štetnih plinova broda [47]. Na izraženijim stanjima mora, narušavanje propulzijskih značajki može uzrokovati veći pad brzine od dodatnog otpora na valovima. Autori su zaključili kako bi bilo poželjno razviti model, temeljen primjerice na neuronskoj mreži, koji bi obuhvatio oba modela za procjenu brzine broda i radnih značajki motora te u vrlo kratkom vremenskom roku dao informaciju o padu brzine i potrošnji goriva. To bi omogućilo bržu i učinkovitiju procjenu potrošnje goriva i emisije CO₂ uslijed promjene radnih značajki broskog motora za slučaj namjernog i nenamjernog smanjenja brzine plovidbe. Autori su pomoću predloženog modela istražili utjecaj stanja krcanja i početne projektne brzine broda na smanjenje brzine na različitim stanjima mora te odredili vrijeme trajanja plovidbe, potrošnju goriva i emisiju štetnih plinova u slučaju namjernog i nenamjernog smanjenja brzine za šest ruta plovidbe [48]. Namjernim smanjenjem brzine moguće je ostvariti smanjenje potrošnje goriva i emisije CO₂ u odnosu na potrošnju goriva i emisiju štetnih plinova pri plovidbi projektnom brzinom u mirnoj vodi, za sve analizirane rute plovidbe, ali uz znatno dulje vrijeme trajanja plovidbe.

Plovidba smanjenom brzinom (engl. *slow steaming*), odnosno namjerno smanjenje brzine plovidbe, jedna je od kratkoročnih operativnih mjera koju su brodovlasnici i brodari usvojili kako bi se postojeći brodovi u službi prilagodili postavljenim zahtjevima i regulativama od strane IMO organizacije za smanjenje emisije štetnih plinova, odnosno ugljičnog dioksida (CO₂). Plovidba smanjenom brzinom stekla je određenu popularnost u trgovačkoj floti, obzirom da se na taj način smanjuju operabilni troškovi u pogledu potrošnje goriva. Smanjenjem brzine smanjuje se ukupni otpor u mirnoj vodi, ali i dodatni otpor na valovima. Naravno, potrebno je imati u vidu i ostale operabilne troškove, koji eventualno mogu nastati ili se povećati uslijed povećanja vremena trajanja plovidbe. Također, važno je napomenuti kako je prilikom plovidbe na izraženijim stanjima mora potrebno osigurati da brod ima dovoljnu snagu i brzinu za sigurnu plovidbu. Tezdogan et al. [49] su na primjeru tipičnog kontejnerskog broda istražili utjecaj plovidbe smanjenom brzinom na potrošnju goriva te emisiju štetnih plinova za tri stanja mora te zaključili kako se smanjenjem brzine za 5 čvorova može postići oko 50% manja emisija CO₂.

U ukupnoj godišnjoj potrošnji goriva svjetske flote dominiraju tankeri, brodovi za rasuti teret i kontejnerski brodovi. Iako količina tereta prevezena kontejnerskim brodovima znatno zaostaje za količinom tereta prevezenom preostalim navedenim tipovima brodova [50], kontejnerski brodovi su primjerice 2012. godine sagorjeli najveću količinu goriva te su uzrokovali emisiju 205 milijuna tona CO₂ [21]. Očekivano, u pomorskom prometu upravo kontejnerski brodovi i dalje bilježe najveći porast emisije CO₂. U razdoblju od 2007. do 2012. godine svjetska flota zabilježila je porast u primjeni načina plovidbe smanjenom brzinom. Prosječno smanjenje brzine plovidbe u navedenom razdoblju iznosilo je 12%, a dnevne potrošnje goriva 27%. Određeni tipovi brodova, poput tankera i kontejnerskih brodova, bilježe znatno veće smanjenje dnevne potrošnje goriva, čak do 50%. Iako se čini kako su najveće uštede ostvarili upravo kontejnerski brodovi, njihova projektna brzina je znatno veća od projektne brzine tankera ili brodova za rasuti teret, te smanjenjem brzine kontejnerskog broda za oko 30%, brzina plovidbe još uvijek može biti veća od projektne brzine punijih formi tankera ili brodova za rasuti teret. Na temelju kratkoročnih predviđanja, kontejnerski bi brodovi smanjili emisiju CO₂ po ruti plovidbe za 70% kada bi plovili dvostruko manjom brzinom [51]. Na temelju prikupljenih podataka o kontejnerskim brodovima koji plovo na osam glavnih i najprometnijih svjetskih ruta u razdoblju od 2007. do 2016. godine, pokazano je kako je zbog smanjenja brzine plovidbe i posljedično manje prijeđene udaljenosti, ostvareno godišnje smanjenje emisije CO₂ po ruti u iznosu od 33% [52].

S druge strane, smanjenje potrošnje goriva uslijed plovidbe smanjenom brzinom ne jamči povećanje ukupne energetske učinkovitosti brodova, obzirom da se produljuje vrijeme trajanja plovidbe, a to može rezultirati povećanjem broja brodova koji su potrebni za nesmetano odvijanje opskrbe i trgovine te samim time i povećanje emisije štetnih plinova. To se posebice odnosi na kontejnerske brodove, obzirom da se u današnje vrijeme oko 90% tereta, koji ne spada u rasuti teret, u okviru kontejnerizacije kao sredstva intermodalnog prijevoza tereta, prevozi upravo kontejnerskim brodovima. Iz tog bi se razloga, optimizacija brzine plovidbe umjesto smanjenja brzine plovidbe, pokazala boljom strategijom „dekarbonizacije“ pomorskog prometa. Optimizacijski algoritmi za planiranje brzine na određenoj ruti plovidbe na temelju okolišnih uvjeta (stanje mora i vjetra) te odziva broda na iste, omogućuju planiranje brzine plovidbe s ciljem smanjenja potrošnje goriva, ali uzevši u obzir zahtijevano vrijeme dolaska u luku. Dakle, optimizacija brzine plovidbe poštujući vrijeme isporuke tereta, može učinkovitije dovesti do željenog smanjenja emisije štetnih plinova.

Li et al. [53] su razvili model za optimizaciju brzine plovidbe za kontejnerski brod na određenoj ruti plovidbe s ciljem minimizacije potrošnje goriva odnosno operativnih troškova vezanih uz potrošnju goriva. Za različita stanja mora i kutove nailaska valova, koje brod na odabranoj ruti susreće, a poštujući minimalnu i maksimalnu brzinu plovidbe, algoritam omogućuje minimaciju potrošnje goriva za slučaj namjernog ili nenamjernog smanjenja brzine plovidbe bez potrebe za detaljnim poznavanjem značajki forme broda. Autori su pokazali učinak namjernog smanjenja brzine plovidbe na potrošnju goriva, što bolje odgovara realnim uvjetima plovidbe, te zaključili kako rezultati optimizacije uvelike ovise o zadanom vremenu trajanja plovidbe. Naime, povećavanjem vremena trajanja plovidbe, razlike između ušteda u potrošnji goriva za slučaj namjernog i nenamjernog smanjenja brzine plovidbe se smanjuju.

Kriteriji i cilj optimizacije rute plovidbe mogu biti višestruki. Tako cilj optimizacije može biti minimalna potrošnja goriva, minimalno vrijeme trajanja plovidbe, maksimalna sigurnost tereta ili putnika i slično. Međutim, svaki optimizacijski algoritam u obzir uzima okolišne uvjete plovidbe na određenoj ruti ili na mogućim rutama te odziv broda na te uvjete kako bi se razvio učinkovit optimizacijski algoritam. Cilj razvoja optimizacijskih algoritama je postići njihovu praktičnu primjenjivost i promptnost u donošenju odluka u realnom vremenu tijekom plovidbe broda. Primjer jednog takvog algoritma dan je u [54] za određivanje optimalne rute plovidbe u području sjevernog dijela Indijskog oceana. Algoritam optimira rutu plovidbe s ciljem minimalnog vremena trajanja plovidbe u slučaju namjernog i nenamjernog smanjenja brzine plovidbe. Na temelju okolišnih uvjeta, odnosno dodatnog otpora na valovima za svako stanje

mora te propulzijskih značajki, koje za male promjene brzine ostaju konstantnima, određuje se pad brzine plovidbe. Obzirom na zahtjevnost proračuna optimizacijskog algoritma, autori su zaključili kako bi bilo poželjno uključiti bazu podataka koja bi sadržavala rezultate dodatnog otpora za različita stanja mora ovisno o brzini plovidbe i kutu nailaska valova. Kako bi se omogućila optimizacija rute plovidbe i za slučaj namjernog smanjenja brzine, u algoritam su uključena i dva kriterija smanjenja brzine, koji mogu predstavljati maksimalne amplitude ljuljanja, udaranja pramca, ubrzanja na određenim položajima i slično.

1.2.2. Primjena umjetnih neuronskih mreža u brodogradnji i brodskoj hidrodinamici

Umjetne neuronske mreže imaju široko područje primjene u raznim područjima zbog svoje izuzetne sposobnosti predviđanja i klasifikacije. U današnje vrijeme, umjetne neuronske mreže najčešće se koriste za obradu slike i zvuka, raspoznavanje uzoraka, rješavanje problema optimizacije, predviđanje odziva sustava, obradu podataka, nelinearno upravljanje sustavima i slično. Imaju sposobnost povezivanja ulaznih i izlaznih varijabli bez poznavanja fizikalnog modela te bez obzira na nelinearnost i složenost veze između njih. Prednost umjetnih neuronskih mreža pred nekim drugim statističkim alatima je u njihovoj sposobnosti generalizacije, ali i mogućnosti rada s nepotpunim podacima i s velikom količinom podataka, prilagodljivosti, neosjetljivosti na pogreške u podacima, sposobnosti učenja na temelju primjera te relativno jednostavnoj implementaciji. Kako u brojnim tehničkim područjima, bilo da su korištene u znanstvene ili praktične svrhe, i u brodogradnji odnosno brodskoj hidrodinamici, umjetne neuronske mreže primjenjuju se za rješavanje raznih problem s velikim uspjehom.

U okviru preliminarnog projektiranja broda, umjetne neuronske mreže moguće je koristiti za određivanje kapaciteta kontejnerskog broda, u pogledu broja TEU (engl. *twenty-foot equivalent unit*) kontejnera, na temelju glavnih izmjera broda, nosivosti te brzine plovidbe [55], ali isto tako i za određivanje glavnih izmjera broda, nosivosti te brzine na temelju zahtijevanog kapaciteta odnosno broja TEU kontejnera [56]. Alkan et al. [57] su koristili dvije neuronske mreže za određivanje vertikalnog položaja težišta broda te položaja metacentra i težišta volumena istisnine. Koristili su podatke postojećih ribarskih brodova, a ulazni podaci su glavne izmjere broda, koeficijenti forme broda te volumen istisnine. Umjetne neuronske mreže uspješno se primjenjuju i u području propulzije broda, primarno za određivanje radnih značajki brodskog vijka. Unaprijedna statička mreža s povratnim prostiranjem pogreške učena na relativno malom skupu podataka, pokazuje točnost unutar 8% pri određivanju promjera, uspona, omjera raširene površine i poriva vijka iz Wageningenske B-serije s maksimalnom

učinkovitošću na temelju broja krila vijka, brzine napredovanja, snage isporučene vijku te brzine vrtnje vijka [58]. Rudzki i Tarelko [59] osnovali su sustav za pomoć pri odabiru brzine vrtnje broskog vijka i uspona vijka s upravljivim usponom (engl. *Controlable Pitch Propeller*, CPP) temeljen na neuronskoj mreži, imajući u vidu kompromisno rješenje između potrošnje goriva i zahtijevanog vremena dolaska broda u luku. Model je temeljen na podacima s pokusnih plovidbi i omogućuje fleksibilno planiranje načina plovidbe uzimajući u obzir okolišne uvjete plovidbe broda.

Neuronska mreža s radijalnom baznom funkcijom (engl. *Radial Basis Function*, RBF) primijenjena je za analizu osjetljivosti promjene parametara bulba kontejnerskog broda, a s ciljem minimizacije otpora valova [60]. Na taj način omogućeno je pojednostavljenje optimizacijskog modela odbacivanjem onih parametara čiji je utjecaj na otpor valova zanemariv. Couser et al. [61] osnovali su numerički model temeljen na neuronskoj mreži za određivanje preostalog otpora serije katamarana u preliminarnoj fazi projektiranja. Autori su analizirali različite strukture mreže i zaključili kako mreža s više skrivenih slojeva i dodavanje neurona u skrivenim slojevima (iznad određene vrijednosti) ne doprinosi značajno povećanju točnosti rezultata. Stoga preostali otpor katamarana određuju unaprijednom mrežom s 15 neurona u jednom skrivenom sloju na temelju sljedećih ulaznih varijabli: Froudeov broj, omjer glavnih dimenzija, koeficijent vitkosti te razmak između trupova katamarana. Autori su zaključili kako su, u odnosu na statističke metode regresije, neuronske mreže superiornije obzirom da zbog izrazito nelinearne povezanosti Froudeovog broja i preostalog otpora katamarana, ne zahtijevaju različite modele regresije za različite raspone brzina odnosno Froudeovih brojeva. Preostali otpor odobalnih brodova određen je s točnošću unutar 10% unaprijednom statičkom neuronskim mrežom s jednim skrivenim slojem u [62]. Podaci za učenje, validaciju i testiranje mreže prikupljeni su za sedam izgrađenih brodova čiji modeli su ispitani u bazenima za ispitivanje modela pri različitim brzinama. Autori su analizirali sedam algoritama učenja te zaključili kako *Quick Propagation* algoritam omogućuje najveću točnost dobivenih rezultata. Navedeni algoritam određuje promjenu težinskih koeficijenata na temelju kvadrata aproksimacije gradijenta iz prethodnog koraka učenja i trenutnog gradijenta, za koje se očekuje da će biti blizu minimuma funkcije pogreške, pod pretpostavkom da je funkcija pogreške lokalno približno kvadratna te da ju je moguće opisati pomoću parabole.

Minimizacija ubrzanja na brodu, koja mogu dovesti do pomicanja i oštećenja tereta ili strukture, te količine vode koja se zadržava na brodu uslijed zalijevanja palube kritični su kriteriji pomorstvenosti kontejnerskih brodova s otvorenim palubama (skladištima), koje je teško uzeti

u obzir analitičkim izrazima prilikom projektiranja broda. Stoga su navedeni kriteriji pomorstvenosti, kao funkcija glavnih značajki broda i tereta te valnih značajki analizirani na temelju numeričkih rezultata za 2816 različitih varijanti formi broda kako bi se osnovao model unaprijedne statičke neuronske mreže s jednim skrivenim slojem [63]. Osnovani model omogućuje određivanje broja događaja zalijevanja palube te maksimalnih amplituda poprečnih i uzdužnih ubrzanja na brodu u realnim uvjetima plovidbe već prilikom projektiranja broda. Prigušenje ljuljanja broda složen je problem obzirom da ljuljanje induciraju nepravilni i slučajni poremećaji u morskom okolišu. Ljuljanje broda prigušuje se žiroskopima, protuljuljnim tankovima, aktivnim ljuljnim kobilicama i slično. Aktivne ljuljne kobilice mehanički mijenjaju svoj napadni kut kako bi ovisno o brzini napredovanja broda suzbile neželjeno ljuljanje broda na nailaznim valovima. Awad et al. [64] integrirali su model unaprijedne neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške u tzv. sustav direktne povratne kontrole na temelju neuronske mreže (engl. *Direct inverse neural network control*, DINNC) u kojem neuronska mreža omogućuje aproksimaciju odziva dinamičkog sustava stabilizatora na temelju ulaznih postavki upravljačkog sustava. Drugim riječima, ako su ulazne postavke takve da uzrokuju ljuljanje broda, onakvo kakvo se događa u realnim uvjetima plovidbe, tada neuronska mreža koja je učila na temelju tih podataka može proizvesti takav signal dinamičkom sustavu da poništi ili priguši ljuljanja uzrokovana vanjskim poremećajima. Moguće je zaključiti kako su najadekvatnije ulazne postavke upravljačkog sustava upravo one koje mogu proizvesti takav odziv koji će poništiti djelovanje vanjskog poremećaja. Autori su u DINNC sustav integrirali mrežu s jednim skrivenim slojem od 10 neurona, sigmoidnom aktivacijskom funkcijom u skrivenom sloju te linearnom aktivacijskom funkcijom u izlaznom sloju. Konačno, sustav koji su razvili, omogućuje na različitim stanjima mora i pri različitim smjerovima nailaska valova, smanjenje amplituda ljuljanja broda od 50 do 65%. Sustav na temelju neuronske mreže primijenjen je u [65] za predviđanje pojave parametarskog ljuljanja ribarskog broda, odnosno rezonantnog ljuljanja velikim amplitudama, koje se javlja iznenadno pod utjecajem stohastičkih pojava vanjskih opterećenja na brod uslijed valova ili vjetra. Sustav se temelji na povratnoj neuronskoj mreži, čija je izlazna vrijednost nova ulazna varijabla mreže. Na temelju vremenskog zapisa amplituda ljuljanja broda, mreža može predvidjeti amplitude ljuljanja u sljedećih 40 sekundi na pravilnim te 10 sekundi na nepravilnim valovima što bi omogućilo pravovremenu aktivaciju stabilizatora. Prednost neuronskih mreža iskorištena je i kod problema sidrenja brodova u lukama. Kako bi se brod sigurno usidrio, položaj, kurs i brzina broda pažljivo se moraju kontrolirati pomoću kormila i broskog vijka. Obzirom da je u lukama upravljivost broda

znatno smanjena, automatsko sidrenje broda postaje pravi izazov. Im et al. [66] predložili su sustav kontrole i upravljanja broda prilikom sidrenja temeljen na umjetnoj neuronskoj mreži, koji ne zahtijeva ponovno učenje mreže podacima iz nepoznatih luka u kojima brod još nije sidren, a koje su topologijom slične originalnoj luci. Podaci za učenje mreže s Levenberg-Marquardt algoritmom učenja i 25 neurona u skrivenom sloju, prikupljeni su na temelju računalnih simulacija te GPS (engl. *Global Positioning System*) podataka stvarnih brodova. Ulazni podaci za neuronsku mrežu su kut i udaljenost od mjesta sidrenja, brzina napredovanja, brzina zanošenja i zaošijanja, a izlazne vrijednosti su zahtijevani kut otklona kormila i brzina vrtnje broskog vijka. Sličan problem, dokiranje autonomnog broda, riješen je primjenom dvije unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške i četiri skrivena sloja za određivanje zahtijevanog kuta otklona kormila i brzine vrtnje broskog vijka prilikom dokiranja [67]. Istraživanje je pokazalo kako za slučaj bez opterećenja uslijed vjetra i s konstantnim opterećenjem uslijed vjetra, model daje pouzdane rezultate, dok je za slučaj dinamičkog opterećenja vjetra model potrebno unaprijediti. Dodatni otpor broda na valovima određen je unaprijednom statičkom neuronskom mrežom za Ro-Ro brod i rezultati su uspoređeni s onima dobivenim linearnom regresijom u [68]. Dodatni otpor na valovima izračunat je primjenom metode Gerritsma-Beukelman za 512 varijanti osam prototipnih formi Ro-Ro brodova te je u konačnici dana aproksimacija regresijske funkcije, čije su ulazne varijable glavne značajke forme broda te značajna valna visina. Dodatni otpor broda na valovima određen je i za brod za rasuti teret na nepravilnim valovima te je autor zaključio kako se razvijena MLP neuronska mreža može primijeniti prilikom osnivanja brodova za rasuti teret ili planiranja rute plovidbe, kao i pri određivanju tzv. vremenskog faktora (engl. *weather factor*, f_w) [69]. Vremenski faktor je potrebno odrediti prilikom proračuna indeksa energetske učinkovitosti broda, EEDI, a predstavlja postotnu vrijednost brzine plovidbe broda koju brod može postići na stanju mora određenom Beaufortovim brojem 6, a u odnosu na brzinu plovidbe u mirnoj vodi. Unaprijedne neuronske mreže s perceptronima (engl. *Multilayer Perceptron*, MLP) i radijalnom baznom funkcijom (engl. *Radial Basis Function*, RBF) generirane su u [70] s ciljem procjene koeficijenta hidrodinamičkog prigušenja za ljuljanje broda pri različitim brzinama broda i kutovima nailaska valova te je pokazano kako se RBF mreža za tu svrhu pokazala u određenoj mjeri superiornijom.

Cepowski [71] je analizirao mogućnost primjene različitih unaprijednih statičkih neuronskih mreža s različitim aktivacijskim funkcijama te algoritmima učenja za određivanje koeficijenta dodatnog otpora broda na pravilnim valovima. Ulazne varijable mreže su glavne izmjere broda,

Froudeov broj te valna duljina, a mreža je učena na temelju prikupljenih podataka modelskih ispitivanja 14 modela različitih tipova brodova. Autor je pokazao kako MLP mreža s jednim skrivenim slojem i šest neurona u njemu daje rezultate koji najmanje odstupaju od rezultata eksperimentalnih ispitivanja te da tako razvijeni alat može biti od velike koristi pri preliminarnom projektiranju broda.

Kao što je već navedeno, u svjetlu novih regulativa o smanjenju emisije štetnih plinova, od novogradnji i postojećih brodova u službi očekuje se implementacija niza tehničkih i operativnih mjera za smanjenje potrošnje goriva ili korištenje alternativnih goriva za pogon broda, a s ciljem smanjenja zagađenja okoliša. Kod postojećih brodova, nemogućnost implementacije tehničkih mjera, povećava potencijal operativnih mjera. Jedan od načina za smanjenje potrošnje goriva je smanjenje brzine plovidbe. Bal Beşikçi et al. [72] su razvili sustav za potporu odlučivanju (engl. *Decision Support System*, DSS) koji omogućuje pristup odgovarajućim podacima i modelima s ciljem potpore u donošenju operativnih odluka imajući u vidu ekonomski i okolišni aspekt. Dio DSS sustava za predviđanje potrošnje goriva čini umjetna neuronska mreža učena na temelju podataka, koji se na brodu prikupljaju na dnevnoj bazi, a obuhvaćaju položaj broda, brzinu broda, potrošnju goriva, vremena dolaska ili odlaska iz luke, gaz broda, prijeđenu udaljenost, okolišne uvjete i slično (engl. *noon report data*). Na temelju ulaznih parametara: gaz, trim, količina tereta, stanje mora i vjetera, udaljenost od luke te rok isporuke tereta, zapovjednik može za različite vrijednosti brzine broda i okretaja brodskog vijka odrediti potrošnju goriva i na temelju DSS-a donijeti odluku imajući u vidu zahtijevano vrijeme dolaska u luku. Gkerekos et al. [73] su analizirali različite metode viševarijabilne regresije te korištenjem prikupljenih podataka s brodova osnovali model za predviđanje potrošnje goriva pri različitom gazu, brzini plovidbe, duljini rute i okolišnim uvjetima. Autori očekuju kako će predložena metodologija omogućiti, u okviru planiranja rute plovidbe, optimizaciju operabilnosti broda te kontrolu emisije štetnih plinova. Na temelju prikupljenih podataka s plovidbe VLCC (engl. *Very Large Crude Carrier*) broda, a kombinacijom viševarijabilne regresije i umjetne neuronske mreže, u [74] je osnovan model za predviđanje zahtijevane snage broda te potrošnje goriva, koji ima mogućnost funkcioniranja u realnom vremenu. Na taj način, kao dio DSS sustava, osnovani model može imati ključnu ulogu u povećanju energetske učinkovitosti broda tijekom plovidbe.

Pregledom literature koji obuhvaća samo dio istraživanja provedenih na području brodogradnje odnosno brodske hidrodinamike, a vezano uz primjenu umjetnih neuronskih mreža, moguće je zaključiti kako je njihova primjena kao samostalnih alata ili dijelova sustava vrlo široka i od

velikog značaja. Neuronske mreže svoju primjenu su posebice pronašle pri preliminarnom projektiranju broda, ali i u sustavima za potporu odlučivanju u planiranju plovidbe ili tijekom plovidbe broda, kao u optimizacijskim alatima.

1.3. Cilj i hipoteza istraživanja

Cilj istraživanja je osnivanje novog postupka procjene dodatnog otpora broda na valovima za različita stanja mora koji bi pored jednostavnog korištenja omogućio rezultate zadovoljavajuće točnosti.

Istraživanje se temelji na sljedećim hipotezama:

- 1) Moguće je razviti novi numerički model za procjenu dodatnog otpora broda na valovima kojim će se dodatni otpor u procesu osnivanja broda moći procijeniti brže i jednostavnije bez provođenja kompleksnih hidrodinamičkih proračuna.
- 2) Razvijeni model temeljen na umjetnim neuronskim mrežama omogućit će procjenu vrijednosti dodatnog otpora broda na valovima na osnovi zadanog stanja mora i manjeg broja podataka o geometriji broda.
- 3) Razvijeni model moguće je koristiti za planiranje rute plovidbe broda čime se može utjecati na povećanje energetske učinkovitosti broda.

1.4. Metodologija i plan istraživanja

Istraživanje u okviru ovog doktorskog rada provedeno je u četiri faze.

U **prvoj fazi istraživanja**, pored detaljnog pregleda dosadašnjih istraživanja, generirane su forme brodova različitih tipova pramca i krme, oblika rebara te koeficijenta punoće forme u rasponu između 0,510 i 0,780, odnosno prizmatičkog koeficijenta u rasponu između 0,174 i 0,258, koji plove pri Froudeovim brojevima u rasponu između 0,174 i 0,258, u što se uklapaju kontejnerski brodovi. Izvorne forme broda, različitih glavnih značajki, modificirane su pomicanjem rebara u uzdužnom smjeru s ciljem promjene punoće forme i uzdužnog položaja težišta volumena istisnine. Provedeno je istraživanje utjecaja značajki mase broda, odnosno vertikalnog položaja težišta broda te radijusa tromosti mase, na dodatni otpor na pravilnim valovima, dok je projektna brzina plovidbe određena na temelju rezultata regresijske analize. Rezultati dobiveni regresijskom analizom su, uz ograničenja metode prema kojoj su modificirane forme broda, definirali i raspon variranja prizmatičkog koeficijenta formi.

Generirane forme broda omogućile su provođenje dostatnog broja hidrodinamičkih proračuna kako bi se dobivenim rezultatima trenirala adekvatna neuronska mreža, koja bi omogućila procjenu dodatnog otpora broda na valovima.

U **drugoj fazi istraživanja**, generirane forme broda diskretizirane su panelima te su provedeni hidrodinamički proračuni dodatnog otpora na pravilnim valovima primjenom programskog paketa na temelju teorije potencijalnog strujanja fluida. U definiranom frekvencijskom rasponu, provedena je analiza osjetljivosti rezultata hidrodinamičkog proračuna dodatnog otpora broda na pravilnim valovima na promjene značajki forme, mase te brzine plovidbe s ciljem odabira ulaznih parametara neuronske mreže. Utjecaj promjene prizmatičkog koeficijenta na dodatni otpor broda na valovima istražen je i primjenom metode konačnih volumena temeljene na teoriji viskoznog strujanja fluida te su dobiveni rezultati uspoređeni s rezultatima panelne metode temeljene na teoriji potencijalnog strujanja fluida. Tri najvažnija utjecajna parametra na dodatni otpor broda na valovima su geometrija, gibanja broda kao odziv na valovima te karakteristike nailaznih valova. Obzirom da gibanja broda u najvećoj mjeri ovise o geometriji forme broda te da u preliminarnoj fazi osnivanja broda prijenosne funkcije odziva broda na valovima najčešće nisu poznate, praktično je definirati ulazne parametre neuronske mreže kroz glavne značajke forme broda. Dobiveni numerički rezultati su validirani te je provedena verifikacija rezultata, odnosno procjena numeričke nesigurnosti.

U **trećoj fazi istraživanja**, analizirane su svjetske rute plovidbe kontejnerskih brodova te su na temelju svjetskog atlasa valova (*Global Wave Statistics*) definirana stanja mora s najvećom vjerojatnošću pojavljivanja za sve smjerove nailaska valova te za valove u pramac na određenoj ruti plovidbe. Za numerički dobivene rezultate dodatnog otpora na pravilnim valovima provedena je spektralna analiza primjenom dvoparametarskih teorijskih spektara gustoće energije valova: Bretschneiderov spektar za neograničeno te JONSWAP-ov spektar za ograničeno privjetrište. Na taj način su ostvareni rezultati dodatnog otpora na nepravilnim valovima odnosno za različita stanja mora, koja brod tijekom plovidbe može susresti.

U **četvrtoj fazi istraživanja**, generirana je unaprijedna statička umjetna neuronska mreža s povratnim prostiranjem pogreške i jednim skrivenim slojem. Značajna prednost neuronskih mreža je to što ne zahtijevaju matematički model određivanja dodatnog otpora na valovima. Na

temelju analize različitih struktura mreža, s različitim brojem neurona u skrivenom sloju, te variranjem koeficijenta brzine učenja i momentuma, kao i analizom dobivenih rezultata primjenom različitih algoritama učenja, definirana je adekvatna umjetna neuronska mreža za procjenu dodatnog otpora kontejnerskog broda na nepravilnim valovima direktno u pramac. Neuronska mreža je učena rezultatima hidrodinamičkih proračuna, koji su adekvatno pripremljeni te podijeljeni u skupove podataka za učenje, validaciju i testiranje mreže. Ocjena točnosti neuronske mreže provedena je na temelju normalizirane vrijednosti korijena srednje vrijednosti kvadrata pogreške. Provedena je i viševarijabilna linearna regresijska analiza s ciljem utvrđivanja linearne povezanosti između ulaznih i izlaznih varijabli te analiza glavnih komponenata s ciljem prikazivanja ulaznih varijabli neuronske mreže linearno nezavisnim varijablama. Generalizacijska svojstva neuronske mreže za procjenu dodatnog otpora broda na valovima analizirana su i za slučaj uključivanja dodatne ulazne varijable tj. kuta nailaska valova, kako bi se ispitala mogućnost primjene osnovanog numeričkog modela pri različitim kutovima nailaska valova što povećava složenost i nelinearnost zadanog problema.

1.5. Struktura doktorskog rada

U **prvom poglavlju** rada dan je uvod u hidrodinamičku pojavu dodatnog otpora broda na valovima, važnost te način određivanja dodatnog otpora. Također je dana motivacija za izradu numeričkog modela temeljenog na umjetnoj neuronskoj mreži za brzu i učinkovitu procjenu dodatnog otpora na različitim stanjima mora. U pregledu literature dan je pregled dosadašnjih istraživanja vezanih uz dodatni otpor broda na valovima, ali i primjenu neuronskih mreža u području brodske hidrodinamike. Postavljene su hipoteze istraživanja te je razrađena metodologija i plan istraživanja.

U **drugom poglavlju** je dan matematički model određivanja dodatnog otpora na valovima primjenom teorije potencijalnog strujanja. Također, prikazan je postupak korekcije rezultata hidrodinamičkih proračuna na visokim valnim frekvencijama. Prikazan je matematički i numerički model određivanja dodatnog otpora metodom konačnih volumena na temelju teorije viskozno strujanja fluida.

Na temelju rezultata dodatnog otpora broda na pravilnim valovima, primjenom teorije spektralne analize energije nepravilnih valova, dobiveni su rezultati za različita stanja mora što je prikazano u **trećem poglavlju**.

U **četvrtom** poglavlju dane su osnove viševarijabilne linearne regresijske analize kao statističke metode, koja je posebice zastupljena u fazi preliminarnog osnivanja broda, a koja je primijenjena kako bi se ocijenila linearna povezanost podataka.

Teorijski opis te numerički model umjetne neuronske mreže primijenjene u okviru rada dan je u **petom poglavlju**. Predstavljene su i primijenjeni algoritmi učenja neuronskih mreža te princip analize glavnih komponenata.

U **šestom poglavlju** prikazan je način određivanja adekvatne strukture i parametara neuronske mreže za procjenu dodatnog otpora broda na valovima, pregled ulaznih varijabli neuronske mreže te način pripreme podataka za proces učenja mreže.

Prikaz načina modifikacija forme kontejnerskih brodova te pripremne radnje za provođenje hidrodinamičkih proračuna dani su u **sedmom poglavlju**. U okviru istog poglavlja, dani su rezultati statističke analize vjerojatnosti pojavljivanja određenih stanja mora na najučestalijim rutama plovidbe kontejnerskih brodova za valove u pramac te sve smjerove nailaska valova. Također je dan pregled postavki numeričkog proračuna dodatnog otpora broda na valovima primjenom panelne metode i metode konačnih volumena.

Osmo poglavlje sadrži validaciju i verifikaciju rezultata hidrodinamičkih proračuna, usporedbu rezultata spektralne analize na temelju numeričkih i eksperimentalnih podataka te rezultate analize osjetljivosti odabranih varijabli ulaznog vektora neuronske mreže. Također su dani rezultati viševarijabilne linearne regresije te analize glavnih komponenata. U konačnici, predstavljeni su dobiveni rezultati neuronskih mreža učenih prikupljenim podacima različitim algoritmima učenja te za različite vrijednosti parametara mreže. Pokazana je prednost pripreme podataka analizom glavnih komponenata te klasifikacije podataka s ciljem unapređenja procesa učenja kod složenih nelinearnih problema. Dana je ocjena točnosti osnovanog numeričkog modela za procjenu dodatnog otpora na valovima za različita stanja mora.

U **devetom poglavlju** dan je zaključak rada, sažeta su glavna postignuća rada te su definirani mogući smjerovi nastavka istraživanja.

2. Matematički i numerički modeli određivanja dodatnog otpora broda na pravilnim valovima

2.1. Teorija potencijalnog strujanja fluida

Dodatni otpor broda na valovima određen je metodom rubnih integralnih jednadžbi (engl. *Boundary Integral Equation Method*, BIEM), koja se temelji na obliku Greenovog teorema prema kojem se potencijal brzine u bilo kojoj točki proračunske domene može odrediti na temelju raspodjele singulariteta po rubnim površinama domene [75]. To rezultira integralnim jednadžbama, koje se potom rješavaju s ciljem određivanja nepoznatih kapaciteta raspodijeljenih izvora. Trup broda diskretiziran je kvadrilateralnim panelima na kojima su jednoliko raspodijeljeni izvori. Derivacija potencijala brzine u smjeru normale u kolokacijskim točkama odgovara normalnoj komponenti brzine. Na temelju potencijala brzine moguće je odrediti tlak po panelima, čijom se integracijom dobivaju sile i momenti koji djeluju na trup broda. Sile drugog reda određuju se integracijom tlaka drugog reda po osrednjenoj oplakanoj površini te određivanjem promjene opterećenja prvog reda uslijed gibanja broda. Dakle, za određivanje sila drugog reda nužno je poznavati gibanje prvog reda. Za iterativno rješavanje sustava linearnih jednadžbi s ciljem određivanja polja brzine strujanja, koristi se tzv. LU dekompozicija, čija je prednost skraćivanje proračunskog vremena i smanjenje potrebne memorije za skladištenje podataka u slučaju matrica velikih dimenzija. LU dekompozicija rastavlja nesingularnu matricu u umnožak donje (engl. *lower*) i gornje (engl. *upper*) trokutaste matrice te koristi Gaussovu metodu eliminacije nepoznanica ispod glavne dijagonale. Greenova funkcija slobodne površine, kao rješenje problema radijacije i difrakcije, izražena je Fourier-Hankelovim integralom i aproksimirana Chebychevljevima polinomima. Potencijal brzine prvog reda lineariziran je s obzirom na ravnu vodnu liniju i osrednjenu oplakanu površinu.

Obzirom da Greenova funkcija zadovoljava rubni uvjet na slobodnoj površini u cijeloj proračunskoj domeni ispod linearizirane slobodne površine $z = 0$, numeričko rješavanje provodi se simultano u unutrašnjoj i vanjskoj domeni oko trupa broda te iz tog razloga dolazi do pojave iregularnih frekvencija [76], [77], [78].

Matematički model dodatnog otpora broda na valovima temelji se na teoriji potencijalnog strujanja nestlačivog i neviskoznog fluida bez vrtloženja čestica. Gibanje fluida opisano je

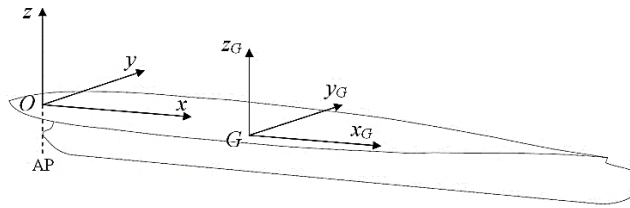
potencijalom brzine strujanja, koji zadovoljava Laplaceovu jednadžbu u cijeloj proračunskoj domeni:

$$\nabla \cdot \mathbf{V} = \nabla^2 \Phi = 0 \quad (2.1)$$

gdje je \mathbf{V} vektor brzine strujanja fluida, a $\Phi(P, t)$ potencijal brzine kao funkcija vremena te položaja u kartezijevom koordinatnom sustavu, čije je ishodište na ravnoj vodnoj liniji, a pozitivan smjer osi z prema gore, slika 2.1. Jednadžba količine gibanja idealnog fluida glasi:

$$\left(\frac{\partial}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla \right) \mathbf{V} = -\nabla \left(\frac{p}{\rho} + gz \right) - \mu \mathbf{V} \quad (2.2)$$

gdje je p tlak, ρ gustoća, g ubrzanje zemljine sile teže, a μ pozitivan parametar koji pomnožen s vektorom brzine rezultira članom proporcionalnim brzini gibanja fluida, ali suprotnog predznaka kako bi se uzelo u obzir prigušenje gibanja i disipacija energije, koja bi nastala u slučaju strujanja viskoznog fluida.



Slika 2.1 Koordinatni sustavi

Uvrštavanjem potencijala brzine u izraz (2.2) slijedi modificirana Bernoullijeva jednadžba:

$$\frac{p}{\rho} + gz + \Phi_t + \frac{1}{2} \nabla \Phi \nabla \Phi + \mu \Phi = C(t) \quad (2.3)$$

gdje je Φ_t derivacija potencijala brzine u vremenu, a $C(t)$ konstanta ovisno o vremenu. Na slobodnoj površini prema dinamičkom rubnom uvjetu tlak mora biti jednak atmosferskom, a prema kinematičkom rubnom uvjetu, koji je određen materijalnom derivacijom elevacije slobodne površine $z = \zeta(x, y, t)$, vertikalna komponenta brzine čestice na slobodnoj površini jednaka je vertikalnoj brzini slobodne površine. Kombinacijom kinematičkog i dinamičkog rubnog uvjeta te parcijalnim deriviranjem po vremenu slijedi kinematičko-dinamički rubni uvjet:

$$g\Phi_z + \Phi_{tt} + \mu\Phi_t + 2\nabla\Phi\nabla\Phi_t + \frac{1}{2}\nabla\Phi \cdot \nabla(\nabla\Phi\nabla\Phi) = 0 \quad (2.4)$$

gdje je Φ_z derivacija potencijala brzine u prostoru, a Φ_{tt} dvostruka derivacija potencijala brzine u vremenu. Elevacija slobodne površine ζ dana je sljedećim izrazom:

$$\zeta(P,t)g = -\Phi_t - \frac{1}{2}\nabla\Phi\nabla\Phi - \mu\Phi \quad (2.5)$$

2.1.1. Problem rubnih uvjeta prvog reda

Razvojem potencijala brzine oko ravne slobodne površine $z = 0$ te linearizacijom jednadžbi pod pretpostavkom malih amplituda gibanja i malih valnih strmina, odnosno isključivanjem kvadratnih članova, slijede rubni uvjeti prvog reda kako slijedi:

$$\nabla^2\Phi = 0 \quad \text{unutar domene} \quad (2.6)$$

$$g\Phi_z + \Phi_{tt} + \mu\Phi_t = 0 \quad \text{na } z = 0 \quad (2.7)$$

$$\Phi_n = \mathbf{X}_t \mathbf{n} \quad \text{na oplakanoj površini} \quad (2.8)$$

$$\Phi_z = 0 \quad \text{na } z = -h \quad (2.9)$$

gdje je Φ_n derivacija potencijala brzine u smjeru normale, \mathbf{X}_t derivacija vektora položaja u vremenu, a \mathbf{n} vektor normale. Proračunska domena ograničenja je dnom na $z = -h$ (ukoliko se proračuni provode u vodi ograničene dubine), slobodnom površinom, trupom broda te cilindričnom površinom s beskonačnim radijusom $x^2 + y^2 \rightarrow \infty$. Radijacijski rubni uvjet, koji zahtijeva da potencijal brzine iščezava na beskonačnoj udaljenosti od trupa broda, automatski je zadovoljen u slučaju idealnog fluida. Sve komponente ukupnog potencijala brzine zadovoljavaju radijacijski uvjet osim potencijala nailaznog vala. Uz zanemarenje kvadratnog člana, elevacija slobodne površine dana je sljedećim izrazom:

$$\zeta g = -\Phi_t - \mu\Phi \quad (2.10)$$

Tlak na oplakanoj površini izražen je na sljedeći način:

$$\frac{p}{\rho} = -gX_3 - \Phi_t - \mu\Phi \quad (2.11)$$

gdje je X_3 vertikalni pomak broda.

Kako bi se riješio problem rubnih uvjeta prvog reda koristi se Greenova funkcija koja predstavlja potencijal brzine u točki proračunske domene $P(x, y, z)$ uzrokovan kapacitetom izvora smještenog u točki $Q(x', y', z')$ te zadovoljava sljedeće rubne uvjete:

$$\nabla^2 \mathcal{G}(P, Q, t) = 4\pi\delta(P-Q) \quad \text{unutar domene} \quad (2.12)$$

$$g\mathcal{G}_z + \mathcal{G}_t + \mu'\mathcal{G}_t = 0 \quad \text{na } z = 0 \quad (2.13)$$

$$\mathcal{G}_z = 0 \quad \text{na } z = -h \quad (2.14)$$

gdje je \mathcal{G} Greenova funkcija, \mathcal{G}_z derivacija Greenove funkcije u prostoru, \mathcal{G}_t derivacija Greenove funkcije u vremenu, \mathcal{G}_{tt} dvostuka derivacija Greenove funkcije u vremenu, $\delta(P-Q) = \delta(x-x')\delta(y-y')\delta(z-z')$ delta funkcija, a parametar $\mu' = \mu$. Očito je da je Greenova funkcija singularna kada je $P=Q$. Primjenom drugog Greenovog teorema na harmonijske dvostruko derivabilne funkcije Φ i \mathcal{G} slijedi:

$$4\pi\Phi(P) = \iint_{S(Q)} \left[\frac{\partial\Phi(Q)}{\partial n(Q)} \mathcal{G}(P, Q) - \Phi(Q) \frac{\partial\mathcal{G}(P, Q)}{\partial n(Q)} \right] dS(Q) \quad (2.15)$$

Rubna površina domene $S(Q)$ uključuje oplakanu površinu broda, ravnu slobodnu površinu, dno te cilindričnu površinu u beskonačnosti. Obzirom da su integrali po dnu i cilindričnoj površini u beskonačnosti jednaki nuli, izraz (2.15) postaje:

$$4\pi\Phi(P) = \iint_H (\Phi_n \mathcal{G} - \Phi \mathcal{G}_n) dS + I_F(\Phi) \quad (2.16)$$

gdje je $I_F(\Phi)$ integral po slobodnoj površini koji glasi:

$$I_F(\Phi) = \iint_F (\Phi_n \mathcal{G} - \Phi \mathcal{G}_n) dS = \frac{1}{g} \iint_F (\mathcal{G} \Phi_{tt} - \Phi \mathcal{G}_{tt} + \mu \mathcal{G} \Phi_t - \mu' \Phi \mathcal{G}_t) dS \quad (2.17)$$

Integralna jednadžba (2.16) proširena je kako bi obuhvatila i unutrašnju domenu, ograničenu trupom broda te unutrašnjom slobodnom površinom (površina vodne linije broda u stanju mirovanja) što omogućuje određivanje gradijenta potencijala brzine oko trupa broda te iščezavanje integrala po slobodnoj površini:

$$4\pi\Phi(P) = \iint_H [(\Phi_n - \Phi'_n) \mathcal{G} - (\Phi - \Phi') \mathcal{G}_n] dS + I_F(\Phi) + I'_F(\Phi') \quad (2.18)$$

gdje je Φ' potencijal brzine u domeni ograničenoj trupom broda i unutrašnjom slobodnom površinom. Pod pretpostavkom da Φ' zadovoljava isti rubni uvjet na unutrašnjoj slobodnoj površini kao i Φ na vanjskoj te da su parametri μ' i μ jednaki, integrali na vanjskoj i unutrašnjoj slobodnoj površini se poništavaju.

2.1.2. Radijacija i difrakcija valova

Za brod bez brzine napredovanja na kojega nailaze harmonijski valovi kružne frekvencije ω , potencijal brzine te Greenovu funkciju moguće je prikazati kao $\Phi(P, t) = \text{Re}\{\phi(P) e^{-i\omega t}\}$ i $\mathcal{G}(P, Q, t) = \text{Re}\{G(P, Q) e^{-i\omega t}\}$. Kompleksna prostorna funkcija potencijala brzine izražena je pomoću potencijala radijacije, difrakcije te nailaznog vala kako slijedi:

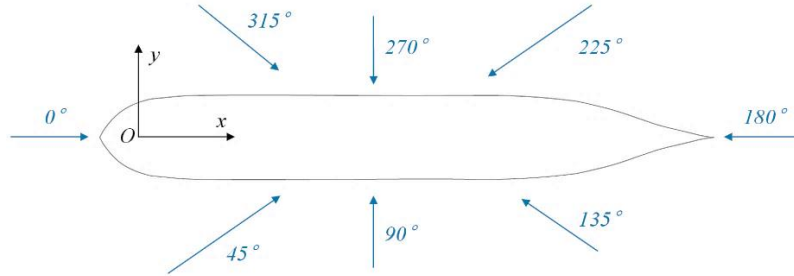
$$\phi = -i\omega \sum_{j=1}^6 \zeta_{aj} \phi_j + \zeta_{a0} (\phi_0 + \phi_7) \quad (2.19)$$

gdje su ϕ_j radijacijski potencijali za šest stupnjeva slobode gibanja broda uslijed poremećaja u fluidu zbog oscilatornih gibanja broda, ζ_{aj} su amplitude tih gibanja, a ϕ_7 potencijal difrakcije uslijed poremećaja nailaznog strujanja zbog prisustva broda. Potencijal nailaznog vala dan je kao:

$$\phi_0 = -i \frac{g}{\omega} \frac{\cosh k_0(z+h)}{\cosh k_0 h} e^{ik_0(x \cos \beta + y \sin \beta)} \quad (2.20)$$

gdje je valni broj izražen kao $[k_0 \tanh(k_0 h)] = k' = \frac{\omega^2}{g}$, a β je kut nailaska valova na brod,

slika 2.2.



Slika 2.2 Kutovi nailaska valova na brod

Uz jednake kompleksne potencijale na unutrašnjoj i vanjskoj strani trupa broda $\phi = \phi'$ te definiranje kapaciteta raspodijeljenih izvora kao $\sigma = \phi_n - \phi'_n$ slijede izrazi za kompleksni potencijal te njegov gradijent u smjeru normale:

$$\phi = \iint_H \left(-i\omega \sum_{j=1}^6 \zeta_{aj} \sigma_j + \zeta_{a0} \sigma_7 \right) G dS + \zeta_{a0} \phi_0 \quad (2.21)$$

$$\nabla \phi = \iint_H \left(-i\omega \sum_{j=1}^6 \zeta_{aj} \sigma_j + \zeta_{a0} \sigma_7 \right) \nabla G dS + \zeta_{a0} \nabla \phi_0 \quad (2.22)$$

U slučaju $P = Q$, odnosno kada se točka u kojoj se određuje potencijal brzine nalazi u singularnoj točki na trupu broda, gradijent Greenove funkcije postaje singularan. U tom slučaju mala površina oko singularne točke isključena je iz integracije. Iz tog razloga dodan je član koji doprinosi iznosu normalne derivacije na trupu broda površinom u neposrednoj blizini točke P na trupu. Zadovoljavanjem rubnog uvjeta na trupu broda (derivacija potencijala brzine u smjeru normale) moguće je odrediti kapacitet raspodijeljenih izvora po trupu broda kako slijedi:

$$2\pi\sigma_j + \iint_H \sigma_j G_n dS = \begin{cases} n_j & j = 1 \dots 6 \\ -\frac{\partial \phi_0}{\partial n} & j = 7 \end{cases} \quad (2.23)$$

gdje je vektor n_j definiran kao $-i\omega n_j = \frac{\partial \phi_j}{\partial n}$. Rješavanjem navedene integralne jednadžbe

moguće je odrediti tlak prvog reda te na temelju njega koeficijente dodatne mase A_{kj} , odnosno

komponentu hidrodinamičke reakcije u fazi s ubrzanjem, i koeficijente prigušenja B_{kj} , odnosno komponentu hidrodinamičke reakcije u fazi s brzinom uslijed potencijala radijacije, hidrostatsku krutost C_{kj} u ovisnosti o hidrostatskom tlaku te uzбудnu silu F_k uslijed potencijala difrakcije. Rješavanjem jednadžbe gibanja slijede amplitude odziva broda:

$$\sum_{j=1}^6 \left[-\omega^2 (M_{kj} + A_{kj}) - i\omega B_{kj} + C_{kj} \right] \zeta_{aj} = F_k \quad (2.24)$$

gdje je M_{kj} matrica masa, a F_k amplituda uzbudne sile ili uzbudnog momenta.

Greenova funkcija, kao rješenje problema rubnih uvjeta prvog reda, izražena je na temelju Fourier-Hankelove transformacije. Naime, Hankelova transformacija izražava funkciju kao sumu beskonačnog broja Besselovih funkcija prvoga reda, koje su otežane različitim parametrima. Kao što je Fourierova transformacija u neograničenom intervalu povezana s Fourierovim redom u ograničenom intervalu, tako je Hankelova transformacija u neograničenom intervalu povezana s Fourier-Besselovim redom u ograničenom intervalu. Greenova funkcija dana je kao:

$$G(P, Q) = -i4\pi \frac{k_0 \cosh[k_0(z+h)] \cosh[k_0(z'+h)]}{2k_0h + \sinh(2k_0h)} H_0(k_0r) - 8 \sum_{m=1}^{\infty} \frac{k_m \cosh[k_m(z+h)] \cosh[k_m(z'+h)]}{2k_mh + \sinh(2k_mh)} K_0(k_mr) \quad (2.25)$$

gdje je $H_0 = J_0 + iY_0$ Hankelova funkcija prvog reda koja uključuje Besselove funkcije prvog (J_0) i drugog reda (Y_0), K_0 je modificirana Besselova funkcija drugog reda, a $r = \sqrt{(x-x')^2 + (y-y')^2}$. Valni broj k_m izražen je kao $k_m \tanh(k_m h) = -k'$. Greenovu funkciju moguće je razdvojiti na realni i imaginarni dio, gdje se realni dio izražava kao zbroj Rankineovog i regularnog (analitičkog) dijela koji zadovoljava rubni uvjet na slobodnoj površini. Regularni dio izražava se kako slijedi [75]:

$$G_P + G_M = \begin{cases} g_P(Z_P, R, H) + G_M(Z_M, R, H) + \tanh h \cdot G_\infty(Z', R') & 0 \leq Z_P \leq 1 \\ G_M(2 - Z_P, R, H) + G_M(Z_M, R, H) & 1 < Z_P \leq 2 \end{cases} \quad (2.26)$$

gdje je:

$$g_p = \frac{1}{2} \int_0^\infty \left\{ \left[\frac{e^{kH} (k + \tanh H)}{2 \cosh kH (k \tanh(kH) - \tanh H)} - \frac{k + \tanh H}{k - \tanh H} \right] e^{-kHZ_p} + \left[\frac{e^{kH} (k + \tanh H)}{2 \cosh kH (k \tanh(kH) - \tanh H)} - 1 \right] e^{-kH(4-Z_p)} \right\} J_0(kR) dk \quad (2.27)$$

$$G_M = \frac{1}{2} \int_0^\infty \left\{ \left[\frac{e^{kH} (k + \tanh H)}{2 \cosh kH (k \tanh(kH) - \tanh H)} - 1 \right] \left[e^{-kH(2-Z)} + e^{-kH(2+Z)} \right] \right\} J_0(kR) dk \quad (2.28)$$

$$G_\infty = \int_0^\infty \frac{e^{-kHZ_p}}{k - \tanh H} J_0(kR) dk = \int_0^\infty \frac{e^{-kZ'}}{k-1} J_0(kR') dk \quad (2.29)$$

gdje je $H = k_0 h$, $Z_p = \frac{-(z+z')}{h}$, $Z_M = \frac{-(z-z')}{h}$, $R = \frac{r}{h}$, $Z' = -k'(z+z')$, $R' = k'r$.

Članovi g_p i G_M su aproksimirani Chebyshevjevima polinomima, a član regularnog dijela Greenove funkcije, koji odgovara Greenovoj funkciji u dubokoj vodi, prema Noblesseu [79] definiran je kao [75]:

$$G_\infty(Z', R') = \begin{cases} -e^{-Z'} J_0(R') \left\{ \log \left[\left(Z' + \sqrt{Z'^2 + R'^2} \right) / 2 \right] + \gamma \right\} + S(Z', R') & 0 \leq R' \leq 2, 0 \leq Z' \leq 4 \\ -\pi e^{-Z'} \tilde{H}_0(R') + S(Z', R') & \text{ostali } R' \text{ i } Z' \end{cases} \quad (2.30)$$

gdje je $\gamma = 0,577215$ Eulerova konstanta, \tilde{H}_0 Struveova funkcija nultog reda, a $S(Z', R')$ regularni dio aproksimiran Chebyshevjevima polinomima. Da bi se u obzir uzela brzina napredovanja broda, Greenova funkcija temeljena je na susretnoj frekvenciji. Detalji postupka numeričkog određivanja Greenove funkcije dani su u [75]. Integralne jednadžbe rješavaju se na temelju položaja kolokacijskih točaka panela, što daje onoliko jednadžbi i nepoznanica s koliko panela je trup broda diskretiziran. Drugim riječima, njihovo rješenje odgovara zbroju integralnih jednadžbi na svakom panelu s konstantnim i nepoznatim kapacitetom izvora, gdje se za svaki panel rješava integralna jednadžba Greenove funkcije odnosno njezine derivacije u smjeru normale u kolokacijskoj točki.

2.1.3. Iregularne frekvencije

Integralna jednadžba (2.23) ima jedinstveno rješenje osim za određene frekvencije kada determinanta iščezava. Za te tzv. iregularne frekvencije, numeričko rješenje je netočno i nema nikakvo fizikalno značenje. Naime, kako je $\phi = \phi'$, a rubni uvjeti na unutrašnjoj i vanjskoj slobodnoj površini jednaki, dobiveno rješenje nije jedinstveno za frekvencije koje odgovaraju jedinstvenim vrijednostima homogenog Dirichletovog problema. Obzirom da Greenova funkcija zadovoljava rubni uvjet na slobodnoj površini u cijeloj proračunskoj domeni, rješenje integralne jednadžbe u vanjskoj domeni određuje se istovremeno kao i ono u unutrašnjoj domeni te nejedinstveno rješenje u unutrašnjoj domeni utječe na raspodjelu izvora u vanjskoj domeni. Jedno od mogućih rješenja navedenog problema je definirati drugačiji rubni uvjet na unutrašnjoj slobodnoj površini te tako ostvariti jedinstvena rješenja za sve frekvencije. Proširena BIEM metoda (engl. *Extended BIEM*) omogućuje definiranje rubnog uvjeta na unutrašnjoj slobodnoj površini bez uključivanja dodatnih parametara te tako, iako ne eliminira pojavu iregularnih frekvencija u potpunosti, pomiče njihove vrijednosti u viši frekvencijski raspon. Iz tog je razloga potrebno adekvatno diskretizirati unutrašnju slobodnu površinu ovisno o tome u kojem frekvencijskom rasponu se očekuje pojava prve iregularne frekvencije. Metoda definira rubni uvjet na unutrašnjoj slobodnoj površini kao $\partial\phi'/\partial n = 0$ te na taj način potencijal brzine ϕ' zadovoljava Neumannov rubni uvjet na unutrašnjoj slobodnoj površini te Dirichletov na unutrašnjoj površini trupa broda. Integralna jednadžba na unutrašnjoj slobodnoj površini F' (2.17) sada glasi:

$$\begin{aligned} I_{F'}(\phi') &= \iint_{F'} (\phi_n' G - \phi' G_n) dS \\ &= -k' \iint_{F'} \phi' G ds - (i\omega/g) \iint_{F'} (\mu\phi' G - \mu' \phi' G) dS \end{aligned} \quad (2.31)$$

Uz $\mu' = \mu$ slijedi integralna jednadžba po oplakanoj površini H te unutrašnjoj slobodnoj površini:

$$4\pi\phi(P) = \iint_H (\phi_n - \phi_n') G dS + \iint_{F'} (-k' \phi') G dS \quad (2.32)$$

Uvođenjem raspodjele izvora po oplakanoj površini $4\pi\sigma(Q) = \phi_n(Q) - \phi_n'(Q)$ te unutrašnjoj slobodnoj površini $4\pi\sigma(Q) = -k' \phi'(Q)$, potencijal brzine izražen je kako slijedi:

$$\phi(P) = \iint_{H \cup F'} \sigma(Q) G(P, Q) dS \quad (2.33)$$

Konačno, slijede integralne jednadžbe po oplakanoj površini te unutrašnjoj slobodnoj površini:

$$2\pi\sigma(P) + \iint_{H \cup F'} \sigma(Q) G_n(P, Q) dS = \begin{cases} n_j & j = 1 \dots 6 \\ -\partial\phi_0/\partial n & j = 7 \end{cases} \quad (2.34)$$

$$4\pi\sigma(P) - \iint_{H \cup F'} \sigma(Q) G_n(P, Q) dS = 0 \quad (2.35)$$

2.1.4. Valno opterećenje drugog reda

Kao što je već spomenuto, u općenitom slučaju, valna opterećenja drugog reda moguće je odrediti integracijom tlaka drugog reda po osrednjenjnoj oplakanoj površini te na temelju promjene opterećenja prvog reda uslijed gibanja broda. U tom slučaju, opterećenja drugog reda moguće je izraziti kroz jedan dio ovisan o varijablama prvog reda te drugi dio ovisan o potencijalu brzine drugog reda. Rezultat direktne integracije tlaka po oplakanoj površini i duž vodne linije kvadratna je prijenosna funkcija (engl. *Quadratic Transfer Function*, QTF) visokofrekventnih i niskofrekventnih valnih opterećenja, koja se određuju na frekvencijama jednakim zbroju ili razlici različitih frekvencija. QTF je kvadratna funkcija nailaznih valova i valova radijacije odnosno difrakcije. U određenom slučaju, kada su dvije frekvencije jednake (dijagonalni članovi QTF matrice), niskofrekventna valna opterećenja drugog reda se reduciraju u konstantnu silu zanošenja, koju je moguće odrediti samo na temelju varijabli prvog reda kao srednju vrijednost tijekom jednog perioda vala na temelju sljedećeg izraza [80], [11]:

$$\mathbf{F}_1 = -\frac{1}{2} \rho g \oint_{WL} \zeta_r^2 \mathbf{n} dl + \frac{1}{2} \rho \iint_H \nabla\Phi \nabla\Phi \mathbf{n} ds + \rho \iint_H \mathbf{X} \nabla\Phi_t \mathbf{n} ds + m R \ddot{\mathbf{X}}_G \quad (2.36)$$

gdje je $\zeta_r = \zeta - X_3$ relativna valna elevacija definirana kao superpozicija valne elevacije i vertikalnog pomaka broda na vodnoj liniji, $\mathbf{X} = \mathbf{X}_G + R\mathbf{x}$ je vektor gibanja prvog reda u koordinatnom sustavu broda gdje je \mathbf{x} vektor položaja točke na trupu broda, $\ddot{\mathbf{X}}_G$ vektor ubrzanja točke položaja težišta broda, a R matrica lineariziranih rotacijskih gibanja kako slijedi:

$$R = \begin{bmatrix} 0 & -x_6 & x_5 \\ x_6 & 0 & -x_4 \\ -x_5 & x_4 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Izraz (2.36) uključuje odziv broda, potencijal brzine prvog reda, gradijent potencijala brzine i valnu elevaciju na oplakanoj površini odnosno duž vodne linije. Prvi član s desne strane jednadžbe odnosi se na relativnu valnu elevaciju, odnosno na integraciju tlaka prvog reda po promjenjivom (oscilatornom) dijelu oplakane površine. Ukoliko trup broda nije vertikalna u području vodne linije, što većina modernih formi brodova u području pramca i krme nije, već vektor normale s horizontalnom ravninom zatvara kut γ , normalu u integralu po vodnoj liniji potrebno je modificirati kao $\mathbf{n}' = \mathbf{n}/|\cos \gamma|$ [81]. Drugi i treći član odnose se na integraciju tlaka prvog reda po osrednjenom oplakanoj površini, uzimajući u obzir korekciju tlaka uslijed pomaka broda, a posljednji član odnosi se na rotaciju sile prvog reda te na horizontalnu komponentu sile uslijed posrtanja. Drugim riječima, vertikalna komponenta sile u brodskom koordinatnom sustavu uslijed rotacijskih gibanja rezultira uzdužnom komponentom sile drugog reda u smjeru osi x , koja je jednaka $x_5 F_3 = x_5 m \ddot{X}_{3G}$.

2.2. Korekcija rezultata na kratkim valovima

Usporedbom rezultata dodatnog otpora na valovima kontejnerskih brodova dobivenih primjenom linearne potencijalne teorije i eksperimentalnih rezultata, lako je uočiti da u području kratkih valova, numerički dobiveni rezultati znatno podcjenjuju dodatni otpor [25], [26], [39]. Kako bi se uz radijacijsku komponentu dodatnog otpora i difrakcijska obuhvatila s većom točnošću, Tsujimoto et al. [82] su na temelju podataka eksperimentalnih ispitivanja dodatnog otpora na kratkim valovima predložili korekcijsku metodu prema kojoj je ukupni dodatni otpor na pravilnim valovima jednak dodatnom otporu koji je uzrokovan gibanjima R_{AWm} te dodatnom otporu koji je uzrokovan difrakcijom valova R_{AWr} kako slijedi:

$$R_{AW} = R_{AWm} + R_{AWr} \quad (2.38)$$

Dio ukupnog dodatnog otpora R_{AWr} , koji predstavlja korekciju na kratkim valovima, ovisi o koeficijentu zaoštrenja vodne linije (B_f), gazu broda i frekvenciji nailaznih valova (α_d) te brzini napredovanja broda ($1 + \alpha_U$) i moguće ga je izraziti na sljedeći način:

$$R_{Awr} = \frac{1}{2} \rho g \zeta_a^2 B B_f \alpha_d (1 + \alpha_U) \quad (2.39)$$

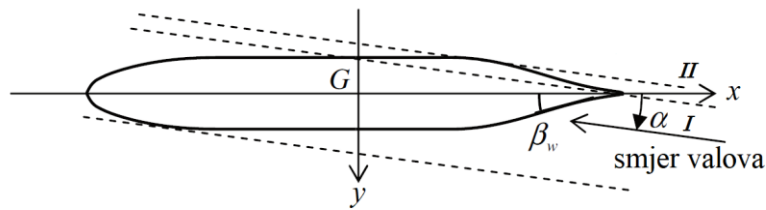
$$B_f = \frac{1}{B} \left\{ \int_I \sin^2(\alpha + \beta_w) \sin \beta_w dl + \int_{II} \sin^2(\alpha - \beta_w) \sin \beta_w dl \right\} \quad (2.40)$$

$$\alpha_d = \frac{\pi^2 J_0^2(k_e T)}{\pi^2 J_0^2(k_e T) + Y_0^2(k_e T)} \quad (2.41)$$

$$k_e = k \left(1 + \frac{\omega U}{g} \cos \alpha \right)^2 \quad (2.42)$$

$$1 + \alpha_U = 1 + C_U Fn \quad (2.43)$$

gdje je ρ gustoća, ζ_a amplituda vala, B_f koeficijent zaoštrenja vodne linije, koji se određuje linijskim integralom na temelju oblika vodne linije te smjera nailaska valova, α je kut nailaska valova u odnosu na smjer napredovanja broda, β_w je kut između tangente na vodnu liniju i simetralne linije broda, I i II su domene integracije, J_0 je Besselova funkcija prvog reda, Y_0 je Besselova funkcija drugog reda, k je valni broj, k_e je susretni valni broj, T gaz broda, U je brzina broda, C_U je koeficijent brzine napredovanja, a Fn je Froudeov broj. Definicija smjera nailaska valova u koordinatnom sustavu broda te domena integracije prikazani su na slici 2.3. Za nailazne valove u pramac kut α iznosi 0° .



Slika 2.3 Smjer nailaska valova u koordinatnom sustavu broda

Smatra se da su valovi relativno kratki u odnosu na duljinu broda kada je njihova duljina manja ili jednaka $0,5L$. Međutim, obzirom da je utjecaj difrakcije valova u dobivenim rezultatima primijećen i na valovima duljine veće od $0,5L$, korekcija je primijenjena ovisno o brodu za valne duljine i do $0,75L$.

Nakon integracije po dijelu vodne linije koja nije u sjeni (engl. *non-shaded part of waterline*) s ciljem određivanja koeficijenta zaoštrenja vodne linije te određivanja parametra koji ovisi o gazu broda i frekvenciji nailaznih valova, određuju se koeficijenti koji ovise o brzini napredovanja broda za slučaj valova direktno u pramac na sljedeći način:

$$C_U(\alpha = 0^\circ) = -310B_f + 68 \quad (2.44)$$

$$\alpha_U(\alpha = 0^\circ) = C_U(B_f)Fn \quad (2.45)$$

Za slučaj valova koso u pramac koeficijenti koji ovise o brzini napredovanja broda određeni su kako slijedi:

$$C_U(\alpha) = \max[10, -310B_f(\alpha) + 68] \quad (2.46)$$

$$\alpha_U(\alpha) = C_U(B_f(\alpha))Fn \quad (2.47)$$

2.3. Teorija viskoznog strujanja fluida

Dodatni otpor broda na pravilnim valovima određen je i metodom konačnih volumena na temelju teorije viskoznog strujanja fluida, a s ciljem usporedbe s rezultatima dobivenim primjenom panelne metode temeljene na teoriji potencijalnog strujanja fluida. Strujanje nestlačivog viskoznog fluida opisano je vremenski osrednjenim jednadžbama kontinuiteta i količine gibanja, odnosno Reynoldsovim osrednjenim Navier-Stokesovim jednadžbama (engl. *Reynolds Averaged Navier-Stokes*, RANS) kako slijedi [83]:

$$\frac{\partial(\rho\bar{v}_i)}{\partial x_i} = 0 \quad (2.48)$$

$$\frac{\partial(\rho\bar{v}_i)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho\bar{v}_i\bar{v}_j + \rho\overline{v_i'v_j'}) = -\frac{\partial\bar{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial\bar{\tau}_{ij}}{\partial x_j} \quad (2.49)$$

gdje je \bar{v}_i vektor osrednjene brzine strujanja, \bar{p} je osrednjena vrijednost tlaka, $\overline{v_i'v_j'}$ je Reynoldsov tenzor turbulentnog napreznja, koji sadrži dodatnih šest nepoznanica, a $\bar{\tau}_{ij}$ tenzor osrednjenih viskoznih napreznja dan kao:

$$\bar{\tau}_{ij} = \mu \left(\frac{\partial \bar{v}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{v}_j}{\partial x_i} \right) \quad (2.50)$$

gdje je μ dinamički koeficijent viskoznosti. Kako bi se uskladio broj jednadžbi i nepoznanica primijenjen je *Realizable $k - \varepsilon$* (RKE) model turbulencije, koji na temelju konačnog broja korelacija vrijednosti tlaka i brzine omogućuje određivanje vrijednosti polja tlaka i brzine u turbulentnom strujanju. RKE model turbulencije modifikacija je standardnog $k - \varepsilon$ modela turbulencije, koji je ograničene točnosti kod složenih strujanja s izraženim gradijentom tlaka i odvajanjem strujanja. $k - \varepsilon$ model turbulencije temelji se na Boussinesqovoj hipotezi prema kojoj se turbulentna naprezanja modeliraju kao povećana viskozna naprezanja. Tako se Reynoldsov tenzor turbulentnog naprezanja izražava preko dinamičkog koeficijenta turbulentne viskoznosti μ_t i kinetičke energije turbulencije \bar{k} na sljedeći način:

$$-\overline{\rho v_i' v_j'} = \mu_t \left(\frac{\partial \bar{v}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{v}_j}{\partial x_i} \right) - \frac{2}{3} \rho \delta_{ij} \bar{k} \quad (2.51)$$

gdje je kinetička energija turbulencije definirana kao:

$$\bar{k} = \frac{\overline{v_i' v_i'}}{2} \quad (2.52)$$

Uvrštavanjem Boussinesqove hipoteze u RANS jednadžbe slijedi:

$$\frac{\partial(\rho \bar{v}_i)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} (\rho \bar{v}_i \bar{v}_j) = - \frac{\partial \left(\bar{p} + \frac{2}{3} \rho \bar{k} \right)}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\mu + \mu_t) \left(\frac{\partial \bar{v}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{v}_j}{\partial x_i} \right) \right] \quad (2.53)$$

gdje član $\bar{p} + \frac{2}{3} \rho \bar{k}$ predstavlja efektivni tlak, a član $\mu + \mu_t$ efektivnu viskoznost.

Na taj je način šest komponenti Reynoldsovog tenzora turbulentnog naprezanja modelirano jednim nepoznatim poljem turbulentne viskoznosti [83], [84]. Dinamički koeficijent turbulentne viskoznosti, koji je svojstvo strujanja fluida, izražen je na sljedeći način:

$$\mu_t = \rho C_\mu \frac{\bar{k}^2}{\varepsilon} \quad (2.54)$$

gdje je C_μ konstanta kod $k-\varepsilon$ modela turbulencije, a funkcija strujanja fluida kod RKE modela turbulencije. Brzina disipacije kinetičke energije ε definirana je kao:

$$\varepsilon = \nu \overline{\frac{\partial v_i}{\partial x_j} \frac{\partial v_i}{\partial x_j}} \quad (2.55)$$

gdje je ν kinematički koeficijent viskoznosti. Transportne jednadžbe kinetičke energije turbulencije i disipacije kinetičke energije turbulencije RKE modela definirane su na sljedeći način [85]:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \int_V \rho k dV + \int_A \rho k (v_i - v_{gi}) \cdot da_i = \int_A \left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_i} \cdot da_i \\ + \int_V \left[f_c G_k + G_b - \rho ((\varepsilon - \varepsilon_0) + \Upsilon_M) + S_k \right] dV \end{aligned} \quad (2.56)$$

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \int_V \rho \varepsilon dV + \int_A \rho \varepsilon (v_i - v_{gi}) \cdot da_i = \int_A \left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\varepsilon} \right) \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_i} \cdot da_i \\ + \int_V \left[f_c C_{\varepsilon 1} S \varepsilon + \frac{\varepsilon}{k} (C_{\varepsilon 1} C_{\varepsilon 3} G_b) - \frac{\varepsilon}{k + \sqrt{\nu \varepsilon}} C_{\varepsilon 2} \rho (\varepsilon - \varepsilon_0) + S_\varepsilon \right] dV \end{aligned} \quad (2.57)$$

gdje je V kontrolni volumen, v_{gi} je brzina pomicanja vrhova konačnog volumena, a_i je vektor površine stranice kontrolnog volumena, σ_k i σ_ε su turbulentni Schmidtovi brojevi, f_c je faktor korekcije zakrivljenosti strujnice, G_k je produkcijski član turbulencije, G_b je produkcijski član uzgona, ε_0 je vrijednost brzine disipacije kinetičke energije turbulencije, Υ_M je disipacija energije uslijed dilatacije, S_k i S_ε su izvorski članovi, $C_{\varepsilon 1}$, $C_{\varepsilon 3}$ i $C_{\varepsilon 2}$ su koeficijenti modela turbulencije, a S je modul tenzora brzine deformacije. Koeficijent modela turbulencije C_μ dan je kao:

$$C_\mu = \frac{1}{A_0 + A_s \sqrt{S_{ij} \cdot S_{ij} + W_{ij} \cdot W_{ij}}} \frac{k}{\varepsilon} \quad (2.58)$$

gdje je $S_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial v_i}{\partial x_j} + \frac{\partial v_j}{\partial x_i} \right)$ tenzor brzine deformacije, a $W_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial v_i}{\partial x_j} - \frac{\partial v_j}{\partial x_i} \right)$ tenzor vrtložnosti.

U jednadžbi (2.58) A_0 iznosi 4, a A_s je dan kao:

$$A_s = \sqrt{6} \cos\left(\frac{1}{3} \arccos(\sqrt{6} W)\right) \quad (2.59)$$

gdje je W kako slijedi:

$$W = \frac{S_{ij} S_{jk} S_{ki}}{\sqrt{S_{ij} S_{ij}^3}} \quad (2.60)$$

RKE model turbulencije uspješno se primjenjuje u numeričkim simulacijama odziva broda na valovima [39], [86], [87], [88].

Modeli turbulencije zahtijevaju definirane rubne uvjete brzine, kinetičke energije turbulencije te disipacije kinetičke energije turbulencije. U blizini čvrste stijenke, gdje su pulsacije brzine nezatne, a Reynoldsov broj poprima niske vrijednosti, koeficijent turbulentne viskoznosti znatno je manji od koeficijenta molekularne viskoznosti. Iz tog je razloga potrebno definirati rubne uvjete na onoj površini gdje još uvijek vrijedi model turbulencije (tzv. unutarnju rubni uvjeti) [84]. Drugim riječima, potrebno je definirati raspodjelu varijabli u neposrednoj blizini čvrste stijenke, gdje model turbulencije ne vrijedi, a kako bi se na temelju toga odredili unutarnji rubni uvjeti. S tim ciljem primijenjene su zidne funkcije (engl. *wall functions*), kako bi se modeliralo područje inercijalnog podsloja u graničnom sloju gdje vrijedi logaritamski profil brzine. Potrebno je osigurati da se u čvoru prvog konačnog volumena uz stijenku vrijednost bezdimenzijske udaljenosti od stijenke y^+ nalazi u rasponu od približno 30 do 1000, ovisno o Reynoldsovom broju. Bezdimenzijska udaljenost od stijenke definirana je kao:

$$y^+ = \frac{\rho u_\tau y}{\mu} \quad (2.61)$$

gdje je y udaljenost od stijenke, a u_τ brzina trenja izražena preko tangencijalnog naprežanja τ_w kako slijedi:

$$u_\tau = \sqrt{\frac{\tau_w}{\rho}} \quad (2.62)$$

Bezdimenzijski logaritmički profil brzine, uz pretpostavku zanemarivog uzdužnog gradijenta tlaka, definiran je na sljedeći način:

$$u^+ = \frac{\bar{u}}{u_\tau} = \frac{1}{\kappa} \ln(y^+) + B \quad (2.63)$$

gdje je \bar{u} osrednjena brzina strujanja uz stijenku, κ je von Kármánova konstanta, a B je konstanta integracije. Jednadžbe kojima su opisane zidne funkcije glase:

$$\tau_w = \frac{\rho \kappa u_\tau}{\ln(Ey^+)} \bar{u} = \frac{\rho \kappa C_\mu^{1/4} \sqrt{k}}{\ln(Ey^+)} \bar{u} \quad (2.64)$$

$$\bar{\varepsilon} = \frac{u_\tau^3}{\kappa y} = \frac{C_\mu^{3/4} \bar{k}^{3/2}}{\kappa y} \quad (2.65)$$

gdje je E konstanta. Veličine \bar{u} i \bar{k} se kao i y^+ odnose na čvor prvog konačnog volumena uz stijenku.

Metodom konačnih volumena integrira se konzervativni oblik transportnih jednadžbi po konačnim volumenima kako slijedi [84]:

$$\frac{d}{dt} \int_{\Delta V} \rho \varphi dV = - \int_{\Sigma_{\Delta S}} \left(\rho v_j \varphi - \Gamma \frac{\partial \varphi}{\partial x_j} \right) n_j dS + \int_{\Delta V} S_\varphi dV \quad (2.66)$$

gdje član s lijeve strane jednadžbe predstavlja brzine promjene fizikalnog svojstva φ , prvi član s desne strane konveksijski i difuzijski protok φ kroz granice konačnog volumena, drugi član s desne strane izvor fizikalnog svojstva, Γ predstavlja koeficijent difuzije. Proračunska domena diskretizirana je konačnim volumenima, u čijim čvorovima se određuju vrijednosti fizikalnih veličina. Nelinearne parcijalne diferencijalne jednadžbe diskretizirane su na temelju diskretizacije proračunske domene, a rješenje sustava jednadžbi određuje se iterativno, obzirom da je izvorski član nelinearna funkcija fizikalnog svojstva. Primijenjena je implicitna metoda integracije transportne jednadžbe, koja uključuje linearizaciju izvorskog člana što rezultira sustavom linearnih algebarskih jednadžbi, kojima su nepoznanice vrijednosti fizikalnog svojstva u čvoru konačnog volumena. Za aproksimaciju vrijednosti fizikalnog svojstva u čvorovima na površinama konačnih volumena, korištena je uzvodna shema konvekcije drugog reda točnosti (engl. *second-order upwind convection scheme*), koja vrijednosti na površinama određuje na temelju vrijednosti u uzvodnim čvorovima konačnih volumena. Na graničnim površinama proračunske domene postavljeni su rubni uvjeti, tj. vrijednosti brzine strujanja i tlaka.

Diskretizirane jednadžbe strujanja rješavaju se odvojeno (engl. *segregated flow*) prema SIMPLE algoritmu (engl. *Semi-Implicit Method for Pressure Linked Equations*) na način da se jednadžbe količine gibanja rješavaju po komponentama. Jednadžbe kontinuiteta i količine gibanja povezane su pristupom prediktor-korektor (engl. *predictor-corrector*). Naime, kako bi se zadovoljila jednadžba kontinuiteta, provodi se korekcija polja brzine iz prethodnog koraka iteracije prije određivanja polja tlaka. Pomoću polja tlaka iz prethodnog koraka iteracije određuje se gradijent tlaka što omogućuje određivanje trenutnog polja tlaka. Korekcija polja brzine povezana je s korekcijom polja tlaka.

Metoda udjela fluida (engl. *Volume of Fluid*, VOF) primijenjena je za modeliranje i određivanje položaja slobodne površine u numeričkim simulacijama strujanja oko trupa broda na mirnoj vodi i na valovima. VOF metoda pretpostavlja višefazni fluid, za koji vrijede iste temeljne jednadžbe strujanja, a udio faze fluida u konačnom volumenu određuje se na sljedeći način [85]:

$$\frac{\partial}{\partial t} \alpha_i + \nabla \cdot (\alpha_i v_i) = 0 \quad (2.67)$$

gdje je α_i volumni udio vode u kontrolnom volumenu. Kada su u kontrolnom volumenu prisutne dvije faze fluida, transportna jednadžba udjela fluida rješava se samo za prvu fazu, dok se volumni udio druge faze određuje tako da zbroj volumnih udjela dviju faza bude jednak jedan. Slobodna površina određena je na temelju onih konačnih volumena u kojima se nalazi 50 % jedne i 50 % druge faze fluida. Vremenski korak u numeričkim simulacijama određen je na temelju značajki strujanja uz uvjet da bude zadovoljen Courantov broj, koji je definiran kako slijedi:

$$CFL = \frac{v \Delta t}{\Delta x} \quad (2.68)$$

gdje je Δt vremenski korak, a Δx veličina konačnog volumena.

Kako ne bi došlo do refleksije valova o granice proračunske domene u numeričkim simulacijama u mirnoj vodi vertikalna gibanja fluida prigušena su u tzv. zonama prigušenja (engl. *damping layer*) uz granice domene. Drugim riječima, navedena metoda prigušenja uključuje izvorski član u z -komponentu jednadžbe količine gibanja, koji uzrokuje smanjenje vertikalne komponente brzine v_z , a definiran je na sljedeći način [85]:

$$q_z^d = \rho (f_1 + f_2 |v_z|) \frac{e^\kappa - 1}{e^\kappa + 1} v_z \quad (2.69)$$

gdje je $f_1 = 10$, $f_2 = 10$, a κ je definirana kao:

$$\kappa = \left(\frac{x - x_{sd}}{x_{ed} - x_{sd}} \right)^2 \quad (2.70)$$

U jednadžbi (2.70) x predstavlja smjer napredovanja valova, x_{sd} položaj početka zone prigušenja, a x_{ed} položaj kraja zone prigušenja. Ukoliko se primjenjuje zona prigušenja uz granice domene, prema preporuci ITTC-a [89] izlazna granica domene mora biti udaljena 3-5 duljina broda kako ne bi došlo do pojave refleksije valova. Obzirom na zahtjevnost proračuna odziva broda na valovima te potrebnih računalnih resursa, cilj je da proračunska domena bude što manja, ali dovoljno velika da ne dođe do refleksije valova. Iz tog je razloga u numeričkim simulacijama na valovima umjesto zone prigušenja definirana zona u kojoj se rješenje diskretiziranih jednadžbi postupno svodi na teorijsko rješenje koje odgovara zadanom nailaznom valu (engl. *wave forcing*). Navedena metoda uključuje izvorski član u jednadžbi količine gibanja kako slijedi [85]:

$$q_i^f = -\gamma \rho (v_i - v_{i,\text{ref}}) \quad (2.71)$$

gdje je γ parametar koji regulira intenzitet kojim se rješenje svodi na referentno (teorijsko) rješenje i iznosi 10 rad/s, v_i je komponenta brzine, a $v_{i,\text{ref}}$ komponenta referentne brzine. Vrijednost parametra γ varira ovisno o položaju unutar zone u kojoj se rješenje svodi na teorijsko rješenje koje odgovara zadanom nailaznom valu te poprima zadanu vrijednost na granici domene:

$$\gamma = -\gamma_0 \cos^2 \left(\frac{\pi x^*}{2} \right) \quad (2.72)$$

Na početku zone definirane s parametrom x^* vrijednost parametra γ iznosi nula, a na kraju zone maksimalnoj definiranoj vrijednosti.

U cilju numeričke simulacije gibanje broda, kojem je omogućeno poniranje i posrtanje, korišten je DFBI model (engl. *Dynamic Fluid Body Interaction*). DFBI model omogućuje određivanje

sila i momenata, koji djeluju na trup broda te rješavanje jednadžbe dinamičke ravnoteže s ciljem promjene položaja trupa broda uslijed djelovanja fluida. Kako bi se simuliralo gibanje broda, odnosno pomicanje krute granice u nailaznom strujanju, primijenjen je algoritam deformacije mreže (engl. *mesh morphing*), koji preraspodjeljuje vrhove mreže konačnih volumena na temelju pomicanja krute granice [85]. Početni položaj definiran je kontrolnim točkama koje odgovaraju vrhovima mreže pomične granice. Svaka kontrolna točka povezana je s odgovarajućim vektorom pomaka. Na temelju vektora pomaka, algoritam određuje interpolacijom pomak preostalih vrhova mreže. U okviru numeričkih simulacija, nakon svakog vremenskog koraka, deformacija mreže provodi se u odnosu na početni položaj mreže u nultom koraku (engl. *morph from zero*). Na taj način je promjena mreže periodična kao i gibanja broda [85]. Mreža konačnih volumena deformira se na temelju brzog adaptivnog interpolacijskog algoritma temeljenog na *B-spline* krivuljama (engl. *Multilevel B-Splines*) [90]. Algoritam koristi mrežu kontrolnih točaka kako bi generirao niz krivulja, čiji se zbroj približava željenoj interpolacijskoj funkciji, a profinjenjem mreže kontrolnih točaka pogreška se smanjuje te konvergira definiranoj toleranci.

Za analizu vremenskog zapisa sile ukupnog otpora broda na valovima primijenjen je razvoj funkcije u Fourierov red, koji prikazuje periodičnu funkciju kao zbroj harmonijskih funkcija kako slijedi [91]:

$$\varphi(t) = \varphi_0 + \sum_{n=1}^N \varphi_n \cos(\omega_e n t + \gamma_n), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.73)$$

gdje je φ_n amplituda n -te harmonijske komponente, a γ_n je fazni pomak. Vremenski zapis je aproksimiran na temelju metode najmanjih kvadrata s ciljem razvoja u red do trećeg člana. Amplituda n -te harmonijske komponente definirana je na sljedeći način:

$$\varphi_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2} \quad (2.74)$$

gdje je:

$$a_n = \frac{2}{T_e} \int_0^{T_e} \varphi(t) \cos(\omega_e n t) dt \quad (2.75)$$

$$b_n = -\frac{2}{T_e} \int_0^{T_e} \varphi(t) \sin(\omega_e n t) dt \quad (2.76)$$

Fazni pomak dan je kao:

$$\gamma_n = \arctan\left(\frac{b_n}{a_n}\right) \quad (2.77)$$

Amplituda nulte harmonijske komponente Fourierovog reda odgovara srednjoj vrijednosti sile ukupnog otpora broda na valovima te se određuje kako slijedi:

$$\varphi_0 = \frac{1}{T_e} \int_0^{T_e} \varphi(t) dt \quad (2.78)$$

Prva harmonijska komponenta odgovara linearnom članu vremenskog zapisa te predstavlja amplitudu gibanja broda. Dodatni otpor na pravilnim valovima R_{AW} određen je kao razlika ukupnog otpora modela broda na valovima R_w i otpora u mirnoj vodi R_r . Koeficijent dodatnog otpora dan je kako slijedi:

$$C_{AW} = \frac{R_w - R_r}{\rho g \zeta_a^2 B^2 / L} \quad (2.79)$$

3. Spektralna analiza energije nepravilnih morskih valova

Spektar gustoće energije morskih valova predstavlja količinu energije sadržanu u svim harmonijskim komponentama vala. Amplitude harmonijskih komponenti vala te fazne pomake moguće je odrediti Fourierovom analizom, no obzirom da s malim vremenskim odmakom valni zapis sadrži nove vrijednosti amplituda i faznih pomaka, fazne pomake moguće je zanemariti, a valne amplitude odrediti kao srednju vrijednost kvadrata niza amplituda za pojedinu frekvenciju [2]. Isto tako, na temelju spektra valova moguće je Fourierovom analizom superponirati različite valne komponente te dobiti zapis nepravilnog morskog vala. Iako Fourierova analiza ne daje nikakvu informaciju o valnom broju, on je putem disperzivne jednadžbe $\omega = \sqrt{kg}$ povezan s frekvencijom vala. Spektar gustoće energije valova povezan je s valnom amplitudom na sljedeći način:

$$S_{\zeta}(\omega_i)\Delta\omega = \sum_{\omega_i}^{\omega_i+\Delta\omega} \frac{1}{2} \zeta_{ai}^2(\omega) \quad (3.1)$$

Površina u jednom frekvencijskom intervalu definiranom od ω_i do $\omega_i + \Delta\omega$ proporcionalna je ukupnoj energiji po jediničnoj površini svih valnih komponenti sadržanih u tom intervalu. Množenjem izraza (3.1) s gustoćom i gravitacijskim ubrzanjem slijedi energija valova za jediničnu površinu u navedenom frekvencijskom intervalu, odnosno ukupna površina ispod krivulje spektra proporcionalna je ukupnoj energiji valnog sustava za jediničnu površinu. Kada $\Delta\omega \rightarrow 0$ spektar energije valova postaje:

$$S_{\zeta}(\omega_i)d\omega = \frac{1}{2} \zeta_{ai}^2(\omega) \quad (3.2)$$

Općenito se spektralni moment n -tog reda izražava kao:

$$m_n = \int_0^{\infty} \omega^n S_{\zeta}(\omega) d\omega \quad (3.3)$$

iz čega slijedi nulti spektralni moment, koji predstavlja ukupnu površinu ispod krivulje spektra valova te odgovara varijanci elevacije valne površine:

$$m_0 = \int_0^{\infty} S_{\zeta}(\omega) d\omega \quad (3.4)$$

Srednju vrijednost dodatnog otpora na nepravilnim morskim valovima moguće je odrediti upravo na temelju nultog spektralnog momenta odnosno površine ispod krivulje spektra odziva. Spektar odziva određuje se kao umnožak prijenosne funkcije dodatnog otpora na pravilnim valovima te spektra gustoće energije valova u ovisnosti o susretnoj frekvenciji kako slijedi:

$$\overline{R_{AW}} = 2 \int_0^{\infty} S_{\zeta}(\omega_e) \left| \frac{R_{AW}}{\zeta_a^2} \right|(\omega_e) d\omega_e = 2m_{0R} \quad (3.5)$$

gdje $\frac{R_{AW}}{\zeta_a^2}$ predstavlja prijenosnu funkciju dodatnog otpora na valovima, a m_{0R} nulti spektralni moment spektra odziva. U okviru istraživanja, površina ispod krivulje spektra odziva određena je numeričkom integracijom na sljedeći način:

$$m_{0R} = \frac{r_0 + r_1}{2} \Delta\omega_{0,1} + \frac{r_1 + r_2}{2} \Delta\omega_{1,2} + \dots + \frac{r_{n-1} + r_n}{2} \Delta\omega_{n-1,n} \quad (3.6)$$

gdje je r_n ordinata za numeričku integraciju. Kako bi se obuhvatila energija valova raspodijeljena u rasponu susretnih frekvencija, kojima je brod koji plovi određenom brzinom izložen, spektar energije valova potrebno je transformirati u susretni spektar energije valova na sljedeći način:

$$S_{\zeta}(\omega_e) = \frac{S_{\zeta}(\omega)}{\sqrt{1 - \frac{4\omega U \cos \beta}{g}}} \quad (3.7)$$

gdje je $\omega_e = \omega - \frac{\omega^2}{g} U \cos \beta$ susretna valna frekvencija. Prema zakonu o očuvanju energije, ukupna količina energije valnog i susretnog spektra je konstantna.

Energiju nepravilnih morskih valova moguće je predočiti jednim od teorijskih spektara gustoće energije. U okviru istraživanja, za otvorena i potpuno razvijena mora, primijenjen je modificirani dvoparametarski Pierson-Moskowitzev odnosno Bretschneiderov spektar usvojen od strane ITTC-a (engl. *International Towing Tank Conference*) za proračune pomorstvenosti za otvorena mora [92]. More se smatra potpuno razvijenim ukoliko valna visina i period vala nisu pod utjecajem duljine privjetrišta ili trajanja vjetra određene jačine. Matematička formulacija Bretschneiderovog spektra temelji se na značajnoj valnoj visini $H_{S1/3}$ (H_S), koja

predstavlja srednju vrijednost trećine najvećih valnih visina te karakterističnom periodu vala kako slijedi:

$$S_{\zeta B}(\omega) = \frac{A}{\omega^5} e^{-\frac{B}{\omega^4}} \quad (3.8)$$

$$A = \frac{173H_{S1/3}^2}{\bar{T}^4} \quad (3.9)$$

$$B = \frac{692}{\bar{T}^4} \quad (3.10)$$

gdje je karakteristični period povezan s nultim periodom \bar{T}_Z na sljedeći način:

$$\bar{T} = 1,086 \bar{T}_Z \quad (3.11)$$

Za ograničena mora, odnosno ograničena privjetrišta, ITTC preporuča primjenu modificiranog JONSWAP spektra valova, čija matematička formulacija glasi:

$$S_{\zeta J}(\omega) = \frac{320H_{S1/3}^2}{T_p^4 \omega^5} e^{\frac{-1950}{T_p^4 \omega^4}} \gamma^A \quad (3.12)$$

$$A = e^{\left\{ -\left(\frac{\omega/\omega_p - 1}{\sigma\sqrt{2}} \right)^2 \right\}} \quad (3.13)$$

$$\omega_p = \frac{2\pi}{T_p} \quad (3.14)$$

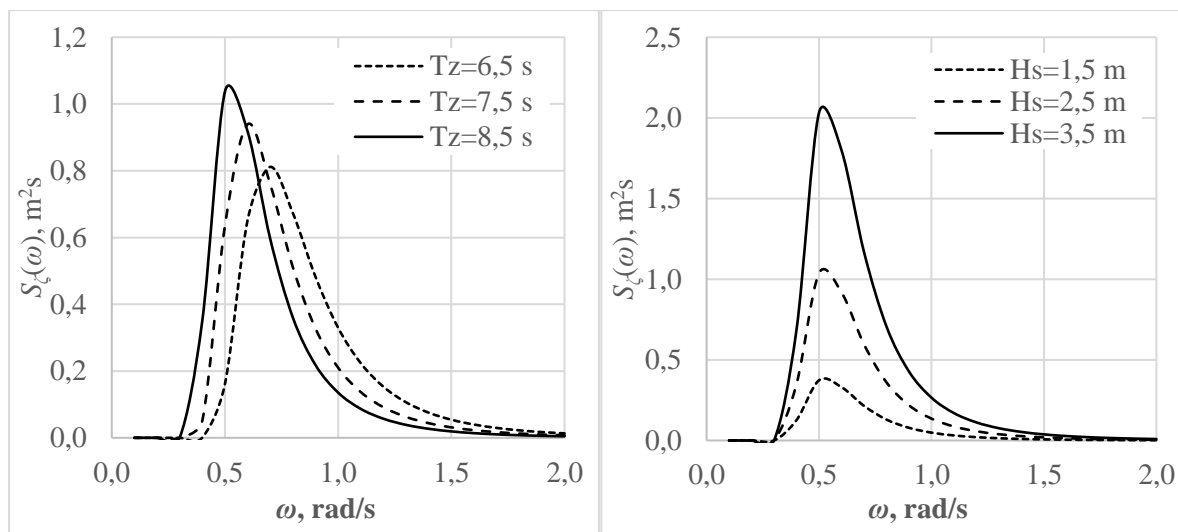
gdje je parametar odnosa maksimalnih spektralnih energija JONSWAP i Bretschneiderovog spektra $\gamma = 3,3$, a vršni period T_p je povezan s nultim periodom \bar{T}_Z kako slijedi:

$$1,073\bar{T}_Z = 0,834T_p \quad (3.15)$$

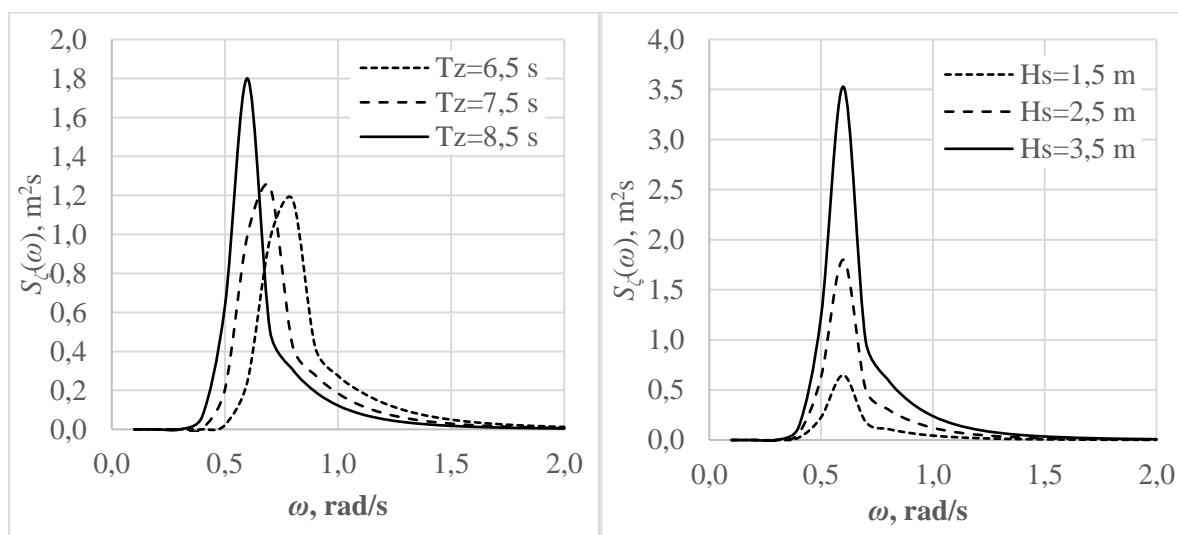
Širina krivulje σ definirana je ovisno o valnoj frekvenciji na sljedeći način:

$$\sigma = \begin{cases} 0,07 & \text{za } \omega < \omega_p \\ 0,09 & \text{za } \omega > \omega_p \end{cases} \quad (3.16)$$

Za određenu vrijednost perioda vala, maksimalne vrijednosti spektralne energije za različite značajne valne visine nalaze se na istoj vršnoj valnoj frekvenciji. S druge strane, za određenu vrijednost značajne valne visine energija valova je konstantna, dok se vršna vrijednost spektralne energije povećavanjem perioda vala pomiče prema nižim frekvencijama, slike 3.1 i 3.2.



Slika 3.1 Bretschneiderov teorijski spektar gustoće energije valova za $H_{s1/3} = 2,5$ m (lijevo) i $T_z = 8,5$ s (desno)



Slika 3.2 JONSWAP teorijski spektar gustoće energije valova za ograničena privjetrišta za $H_{s1/3} = 2,5$ m (lijevo) i $T_z = 8,5$ s (desno)

Za određivanje dodatnog otpora broda na nepravilnim morskim valovima, uz poznavanje odziva na pravilnim valovima i prikladan teorijski spektar gustoće energije valova, potrebno je poznavati statističke podatke o valovima, koje brod može susresti tijekom plovidbe. „Global

Wave Statistics“ [93] odnosno svjetski atlas valova sadrži statističke podatke o valnoj visini, periodu vala te smjeru nailaska valova s korakom od 45° za 104 područja svjetskih mora i oceana uzevši u obzir promjenjivost podataka ovisno o godišnjem dobu. Podjela svjetskih mora na određena područja temeljena je na mogućnosti primjene podataka za brodare, ali i za postavljanje pučinskih i obalnih objekata, vodeći računa o tome da svako područje bude opisano dovoljnim brojem podataka za parametarsko modeliranje. Svjetski atlas valova omogućuje određivanje vjerojatnosti pojavljivanja određene kombinacije valne visine, perioda i smjera nailaska valova. Prikupljeni podaci o vizualnim opažanjima valova i vjetra na brodovima u službi diljem svijeta, obrađeni su primjenom programa NMIMET [93]. Navedeni program koristi podatke o vjetru kako bi poboljšao pouzdanost zabilježenih podataka o valovima. Pouzdani podaci o valovima na taj način su određeni unutar programa NMIMET analitičkim (parametarskim) modeliranjem zajedničke razdiobe vjerojatnosti pojave valnih visina i perioda te je eliminirana subjektivnost prisutna kod bilježenja podataka o valovima i vjetru na brodovima. Zajednička razdioba valnih visina i brzina vjetra u ovisnosti o valnoj frekvenciji primijenjena je za određivanje pouzdanijih statističkih podataka o valnim visinama. Zajednička razdioba valnih visina i perioda određena je iz statističkih podataka o valnim visinama kako bi se eliminirala subjektivnost u vizualno opaženim i zabilježenim periodima koji su klasificirani kao nepouzdana. Valne visine i periodi određeni statističkom analizom odgovaraju značajnim valnim visinama te nultim valnim periodima. Vjetrovni valovi često se razvijaju uz prisustvo valova mrtvog mora male valne visine te dugačkog perioda, koji napreduju iz određenog smjera kao posljedica udaljene oluje što može rezultirati bi-modalnim spektrom energije valova. Vjerojatnost pojave takvog spektra, gdje vršne vrijednosti odgovaraju vjetrovnim valovima i valovima mrtvog mora, smanjuje se s povećanjem značajne valne visine [94]. Važno je napomenuti kako je značajna valna visina u tom slučaju rezultatna valna visina vjetrovnih valova te valova tzv. mrtvog mora (engl. *swell*). U statističkim podacima prikazanim po kvadrantima, podaci o valnim visinama manjim od 2 m s periodom većim od 10 s obično predstavljaju upravo mrtvo more.

Od dva primijenjena parametarska modela, za parametarsko modeliranje zajedničke razdiobe valnih visina i brzina vjetra, prvi se temelji na dvije jednadžbe koje sadrže tri parametra koja se određuju na način da se što bolje opišu dostupni podaci. Prva jednadžba definira krivulju koja najbolje opisuje srednje vrijednosti zabilježenih valnih visina u 12 razreda Beaufortove ljestvice za brzinu vjetra. Druga jednadžba definira raspršenost podataka o valnim visinama oko krivulje srednjih vrijednosti o okviru izraza za određivanje vrijednosti. Kako bi se opisao oblik

zajedničke razdiobe vjerojatnosti valnih visina i brzina vjetra, koriste se vrijednosti standardne devijacije raspršenosti podataka spregnute s gama razdiobom.

U drugom parametarskom modelu, statističke vrijednosti valnih visina i perioda modelirane su kroz zajedničku razdiobu vjerojatnosti na temelju log-normalne razdiobe s dvije vrijednosti i uključuje određivanje pet parametara, dva kao funkciju valne visine, a ostale kao funkciju perioda vala. Parametri ovisni o valnoj visini određeni su izravno iz statističkih podataka o valnim visinama iz prvog parametarskog modela, a preostali parametri određeni su na temelju tih statističkih podataka primjenom empirijskih izraza s koeficijentima koji su definirani na temelju regresijske analize podataka o izmjerenim valnim visinama i periodima.

Pouzdanost dobivenih statističkih podataka ovisi o točnosti same metode analize podataka te o količini i kvaliteti prikupljenih i korištenih podataka. Validacija primijenjenih parametarskih modela provedena je usporedbom s dostupnim izmjerenim podacima diljem svijeta. Statistički podaci dobiveni parametarskim modeliranjem pokazuju zadovoljavajuće slaganje s izmjerenim podacima, dok podaci prikupljeni vizualnim opažanjima pokazuju određena odstupanja.

Statistički podaci u svjetskom atlasu valova mogu biti od velike koristi u područjima gdje nisu dostupni pouzdani podaci mjerenja, a za pozicioniranje pučinskih objekata kao i za brodove koji plove u različitim dijelovima svjetskih mora.

4. Višestruka linearna regresija

Regresijski modeli se učestalo koriste u statistici kako bi se analizirala povezanost između različitih skupova varijabli. Ovisno o vrsti podataka primjenjuju se različite metode regresije s ciljem određivanja na koji način i u kojoj mjeri izlazni podaci ovise o ulaznim varijablama. Ukoliko postoji linearna veza između ulaznih varijabli pomnoženih s težinskim koeficijentima i izlazne vrijednosti, model je linearan. Najučestaliji model linearne regresije je metoda najmanjih kvadrata, koja minimizira zbroj kvadrata reziduala, odnosno razliku između traženih izlaznih podataka i onih koje model daje. U stvarnosti je vrlo često veza između ulaznih i izlaznih varijabli nelinearna, što zahtijeva i nelinearni model. Poželjno je prije odabira regresijskog modela utvrditi postoji li i u kojoj mjeri linearna povezanost varijabli. Regresijski modeli vrlo su zastupljeni i u preliminarnom osnivanju (projektiranju) broda za procjenu brojnih značajki broda, koji se osniva na temelju poznatih podataka o postojećim brodovima. Ukoliko regresijski model ima više od jedne ulazne varijable i jednu izlaznu varijablu naziva se modelom višestruke linearne regresije koji u općenitom obliku glasi [95]:

$$y_i = x_{i,1}\beta_1 + x_{i,2}\beta_2 + \dots + x_{i,p}\beta_p + e_i \quad (i = 1, \dots, n) \quad (4.1)$$

gdje indeks i predstavlja broj uzoraka, indeks p broj ulaznih varijabli, y izlaznu varijablu, x ulazne varijable, β nepoznate koeficijente regresije, a e nezavisne i jednako raspodijeljene slučajne varijable koje imaju srednju vrijednost jednaku nuli i varijancu $\sigma^2 < \infty$. Obzirom da su β i e nepoznate i slučajne varijable, cilj regresijske analize je procijeniti njihove vrijednosti. Kako bi se ocijenila linearnost modela, odnosno koliko dobro model predviđa podatke, jedna od mjera reprezentativnosti i pouzdanosti regresijskog modela je koeficijent determinacije (engl. *coefficient of determination*) temeljen na analizi varijance koji poprima vrijednosti od 0 do 1:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.2)$$

gdje \hat{y}_i predstavlja izlazne vrijednosti procijenjene regresijskim modelom, a $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ srednju vrijednost izlaznih vrijednosti. Međutim, mala vrijednost koeficijenta determinacije ne znači nužno da je model regresije neprikladan. Drugim riječima, nije dovoljno za ocjenu valjanosti modela uzeti u obzir isključivo koeficijent determinacije. Primjerice, R^2 može poprimiti veliku vrijednost za mali broj uzoraka ili za slučaj da je broj ulaznih varijabli približno jednak broju uzoraka. Također, kod velikih uzoraka, R^2 može biti blizu jedinice ukoliko je varijanca pogreške mala u odnosu na varijancu uzoraka izlaznih vrijednosti ili ako je varijanca predviđenih vrijednosti bliska varijanci uzoraka izlaznih vrijednosti [95]. Cramér [96] zaključuje kako bi vrijednosti R^2 trebale biti znatno veće od omjera broja ulaznih varijabli i broja uzoraka. Kako bi se ocijenila valjanost modela, uz koeficijent determinacije, potrebno je analizirati i rezidualne te preostale statističke veličine. Reziduali kod modela koji valjano opisuje podatke odgovaraju približno vrijednostima slučajnih vrijednosti pogrešaka modela (e).

U ovom doktorskom radu, ocjena linearnosti prikupljenih podataka hidrodinamičkih proračuna provedena je primjenom linearnog regresijskog modela na temelju metode najmanjih kvadrata [97]. Analizirani su rezultati regresije svih prikupljenih podataka, kao i podataka za jednu formu broda (CS5) za jedan kut nailaska te za različite kutove nailaska valova što uvodi dodatnu komponentu nelinearnosti u sam model. Također, obzirom da su neke od ulaznih varijabli za CS5 nepromjenjive, regresija je provedena i za skup podataka koji sadrži samo promjenjive ulazne varijable.

5. Umjetne neuronske mreže

Umjetne neuronske mreže smatraju se univerzalnim statističkim alatom za nelinearnu regresijsku analizu i vrlo su popularne zbog svoje sposobnosti aproksimiranja gotovo bilo koje funkcije do željenog stupnja točnosti. Neuronska mreža može biti jednoslojna ili višeslojna, a uobičajeno je da višeslojna mreža, osim ulaznog i izlaznog sloja, ima barem jedan skriveni sloj neurona. Dodavanjem skrivenog sloja rješava se problem linearno neseparabilnih uzoraka, koji se nalaze na suprotnim stranama hiperravnine, odnosno omogućuje se generiranje složenije ravnine koja separira uzorke. Ukoliko signal napreduje isključivo od ulaznog prema izlaznom sloju (u jednom smjeru), radi se o unaprijednim (statičkim) neuronskim mrežama (engl. *feedforward neural network*), a ako postoji povratni smjer signala radi se o povratnim (dinamičkim) neuronskim mrežama (engl. *recurrent neural network*) [98]. Pregledom literature moguće je zaključiti kako se za potrebe rješavanja inženjerskih problema uobičajeno primjenjuje unaprijedna statička neuronska mreža. Razlozi za to su mogućnost supervizornog učenja te relativno jednostavna implementacija. Pokazano je kako je većinu nelinearnih regresijskih problema moguće opisati neuronskom mrežom s jednim skrivenim slojem i adekvatnim brojem neurona unutar njega s odgovarajućom točnošću [99]. U ovom poglavlju dan je matematički model unaprijedne statičke višeslojne neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške (engl. *error backpropagation*, EBP) primijenjen u ovom doktorskom radu.

Temeljni element neuronske mreže je nelinearna i ograničena funkcija, tzv. neuron, čije su ulazne vrijednosti otežane varijable. Težinski koeficijenti mogu poprimiti konstantnu pozitivnu ili negativnu vrijednost. Predznak težinskog koeficijenta određuje karakter ulazne varijable, a njegova vrijednost utjecaj varijable na izlaznu vrijednost neurona. Važno je napomenuti kako neuron, iako može imati više ulaznih vrijednosti, ima samo jednu izlaznu vrijednost. Neuronska mreža često je definirana kao „crna kutija“ obzirom da, iako je nelinearna regresijska funkcija poznata, nema nužno jasno fizikalno značenje odnosno fizikalnu povezanost između varijabli.

Kako bi se odredili nepoznati težinski koeficijenti, odnosno parametri učenja neuronske mreže, provodi se proces učenja (treniranja) neuronske mreže, što predstavlja minimizaciju zadane funkcije cilja, čime se učenje mreže svodi na problem numeričke optimizacije [100]. Učenje neuronske mreže može biti sa i bez nadzora (korisnika).

Nelinearna funkcija koja povezuje ulazne i izlazne varijable nije unaprijed poznata, ali ako je poznata određena količina međusobno povezanih ulaznih i izlaznih vrijednosti, može se

provesti proces učenja. Drugim riječima, cilj neuronske mreže je određivanje približne regresijske funkcije na temelju poznatih podataka. Postavlja se pitanje, koliko podataka je potrebno odnosno dovoljno da mreža opiše zadani (ne)linearni problem? Dok je složenost modela definirana brojem parametara mreže, jedno od pravila je da broj uzoraka za učenje mora biti veći od broja parametara. Poželjno je stvoriti model neuronske mreže, koji zadovoljavajuće opisuje povezanost ulaznih i izlaznih vrijednosti, odnosno daje izlazne vrijednosti s dovoljnom točnošću, ima dobra generalizacijska svojstva, a da u isto vrijeme bude što jednostavniji, sa što manjim, ali dovoljnim brojem parametara, koji su povezani sa stupnjevima slobode neuronske mreže. Za mreže učene s manjom količinom podataka, onom koja je približno jednaka broju parametara odnosno težinskih koeficijenata mreže, pokazano je kako je broj stupnjeva slobodne manji od broja parametara (različitih od nule) [101]. S druge strane, tzv. duboke neuronske mreže (engl. *deep neural network*) „predimenzionirane“ su te je stoga i kod njih broj parametara znatno veći od broja stupnjeva slobode mreže [102].

Primjenom funkcija čiji oblik ovisi o vrijednosti parametara, uvode se dodatni stupnjevi slobode, a bez povećavanja broja parametara. Funkcije koje se koriste u samim neuronima nazivaju se aktivacijskim funkcijama, a mogu biti linearne ili nelinearne. Linearne aktivacijske funkcije izlaz iz neurona, odnosno sumirane otežane vrijednosti ulaznih varijabli množe s određenim faktorom, dok se kao nelinearne funkcije najčešće koriste funkcije praga osjetljivosti, sigmoidalne, hiperbolne ili harmonijske funkcije [98].

5.1. Analiza glavnih komponenta (PCA)

Analiza glavnih komponenta (engl. *Principal Component Analysis*, PCA) je metoda redukcije broja dimenzija sustava na način da se analizom linearne ovisnosti između varijabli formiraju nove ulazne varijable, koje su linearne kombinacije izvornih varijabli, a uz zadržavanje informacija sadržanih u izvornim varijablama. Broj novih varijabli odgovara broju izvornih varijabli, ali su one međusobno nezavisne. PCA se učestalo koristi u strojnom učenju za redukciju velikih skupova podataka, odnosno smanjenje broja ulaznih varijabli s ciljem pojednostavljenja i ubrzanja procesa strojnog učenja. Obzirom da se na taj način narušava točnost gubitkom dijela informacija, koje sadržavaju varijable koje su reducirane, postavlja se pitanje koliko je primjenom PCA narušena točnost u odnosu na dobivene proračunske uštede i koliko glavnih komponenta odnosno novih varijabli je potrebno zadržati te koje je njihovo značenje [103]. S druge strane, PCA je moguće primijeniti i za ulazne varijable, koje osim što se njihove vrijednosti kreću u znatno različitim rasponima, imaju znatno drugačiju dinamiku

promjene. U ovom radu, PCA je primijenjena kako bi se prikupljeni i standardizirani podaci prikazali novim varijablama, tj. glavnim komponentama, koje su međusobno neovisne bez potrebe za daljnjom redukcijom broja ulaznih varijabli, odnosno kako bi se u konačnici procijenilo povećanje točnosti numeričkog modela i utjecaj na reziduale primjenom linearno nezavisnih varijabli.

Kako bi originalne ulazne varijable jednako doprinijele analizi, potrebno ih je standardizirati jer bi u protivnom varijable velikih raspona dominirale nad varijablama manjih raspona. Matematički, standardizacija varijable predstavlja omjer razlike vrijednosti neke varijable i srednje vrijednosti uzoraka te varijable i standardne devijacije kako slijedi:

$$x_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \quad (5.1)$$

Ulazni podaci za PCA tvore matricu uzoraka i broja ulaznih varijabli $n \times p$ s ciljem određivanja glavnih komponenta na sljedeći način [103]:

$$\begin{aligned} \xi_1 &= w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + \dots + w_{1p}x_p \\ \xi_2 &= w_{21}x_1 + w_{22}x_2 + \dots + w_{2p}x_p \\ &\vdots \\ \xi_p &= w_{p1}x_1 + w_{p2}x_2 + \dots + w_{pp}x_p \end{aligned} \quad (5.2)$$

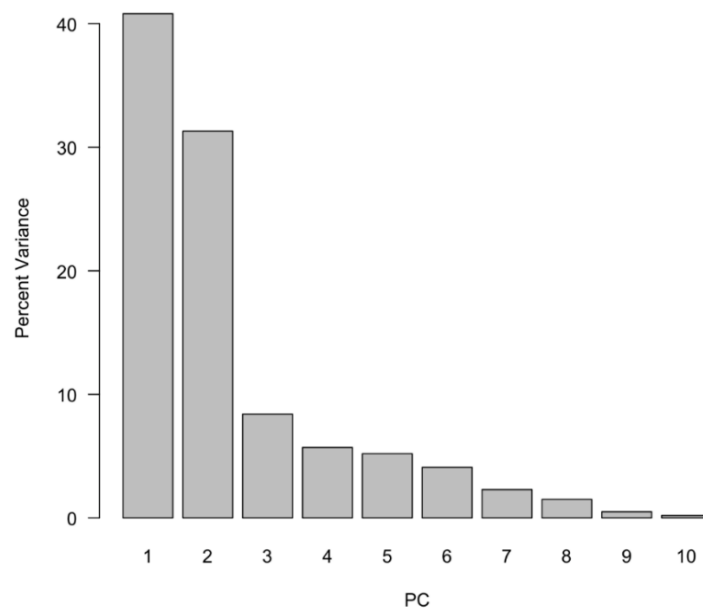
gdje su ξ_p glavne komponente, a w_{ij} težinski koeficijenti za glavnu komponentu i i varijablu j . Prvi od uvjeta za određivanje koeficijenata w_{ij} je taj da prva glavna komponenta sadrži maksimum varijance podataka te da druga glavna komponenta sadrži maksimum varijance podataka, koji nije uzet u obzir prvom glavnom komponentom, itd. Drugi uvjet je da zbroj kvadrata w_{ij} iznosi jedan kako bi se onemogućilo da se promjenom koeficijenta (primjerice $2w_{ij}$) poveća varijanca linearne kombinacije varijabli:

$$w_{i1}^2 + w_{i2}^2 + \dots + w_{ip}^2 = 1 \quad i = 1, \dots, p \quad (5.3)$$

Treći uvjet osigurava da nove osi budu međusobno ortogonalne, odnosno da nove varijable budu međusobno neovisne:

$$w_{i1}w_{j1} + w_{i2}w_{j2} + \dots + w_{ip}w_{jp} = 0 \quad \text{za } i \neq j \quad (5.4)$$

Zbroj varijanci izvornih varijabli predstavlja ukupnu varijancu, čiji je jedan dio sadržan u jednoj glavnoj komponenti i naziva se svojstvena vrijednost, a određuje se iz glavnih komponenata ako je $\xi_p = \lambda x_p$. Svojstvena vrijednost je najveća u prvoj glavnoj komponenti i sa svakom idućom glavnom komponentom njezina vrijednost pada. Zbroj svih svojstvenih vrijednosti predstavlja ukupnu varijancu i glavni cilj PCA je postići da što veći dio ukupne varijance bude sadržan u nekoliko prvih glavnih komponenata, što omogućuje smanjenje broja ulaznih varijabli, tj. onih koje sadrže vrlo mali udio informacija, slika 5.1.



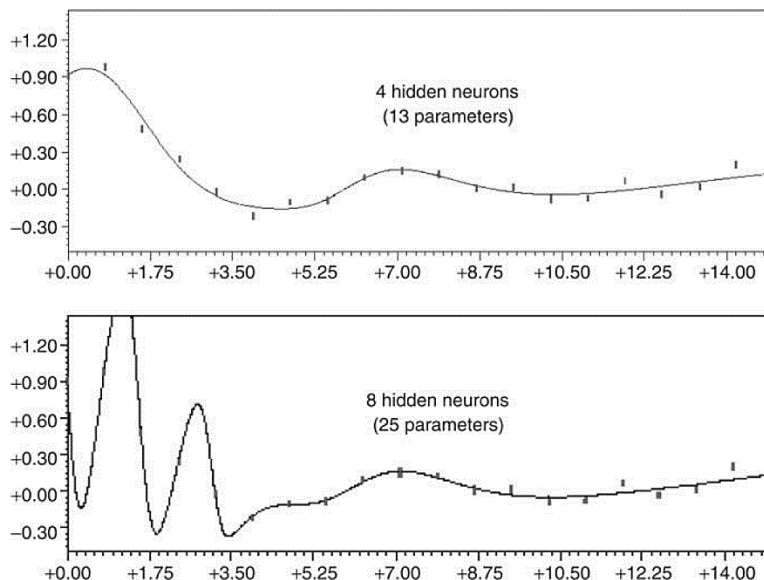
Slika 5.1. Postotak dijela ukupne varijance sadržane u glavnoj komponenti (PC) [104]

Određivanje p svojstvenih vrijednosti i svojstvenih vektora temelji se na tzv. rastavljanju svojstvenih vrijednosti (engl. *Singular Value Decomposition*, SVD) te se ulazna matrica, kojoj je broj redaka veći ili jednak broju stupaca, prikazuje kao produkt tri matrice, a može biti matrica korelacija što odgovara standardiziranim ulaznim varijablama ili matrica kovarijance [105]. Važno je napomenuti kako glavne komponente dobivene primjenom matrice kovarijance i korelacije ne daju ekvivalentne rezultate. Matrica kovarijance simetrična je $p \times p$ matrica i predstavlja međusobnu povezanost izvornih ulaznih varijabli. Obzirom da je kovarijanca cov_{ii} jednaka varijanci ulazne varijable, na dijagonali matrice kovarijance nalaze se upravo članovi koji predstavljaju varijance ulaznih varijabli. Ako je kovarijanca dvije varijable pozitivna, znači da porastom jedne varijable raste i druga, odnosno ako je negativna, porastom jedne varijable vrijednost drugoj se smanjuje. Matrica korelacija također je simetrična, i povoljniji izbor ukoliko su ulazne varijable znatno različitih raspona, obzirom da PCA na temelju matrice korelacije koristi standardizirane podatke, koji su svedeni na isti raspon [105]. Kao što je već

spomenuto, kako bi se odredile glavne komponente, iz matrice kovarijance ili korelacije određuju se svojstveni vektori, koji predstavljaju upravo smjerove osi koje upućuju na najveću varijancu i svojstvene vrijednosti, koje predstavljaju varijancu sadržanu u određenoj glavnoj komponenti. Rangiranjem svojstvenih vektora, na temelju njihovih svojstvenih vrijednosti, određuje se redoslijed glavnih komponenata.

5.2. Određivanje strukture neuronske mreže

Struktura neuronske mreže, kao što je već spomenuto, ovisi o složenosti problema kojeg se želi opisati, broju ulaznih i izlaznih varijabli, količini podataka dostupnih za učenje i sl. Broj parametara ulaznog sloja neuronske mreže (koji povezuje ulazne i neurone skrivenog sloja) linearno raste povećavanjem broja ulaznih varijabli, a kako se broj parametara ne bi bespotrebno povećavao, potrebno je odabrati samo one ulazne varijable koji imaju značajan utjecaj na izlazne varijable. Na temelju provedenih dosadašnjih istraživanja, nije moguće jasno definirati preporuke za određivanje broja skrivenih slojeva neuronske mreže i neurona u njima, a koje bi se mogle primijeniti na određene probleme koje se želi opisati [100]. Primjerice, za određivanje optimalnog broja neurona u skrivenom sloju može se primijeniti Kolmogorovljev teorem [106] prema kojem se broj neurona može definirati kao $2n + 1$, gdje je n broj ulaznih varijabli mreže za jedan uzorak učenja. Sličan način procjene broja neurona u skrivenom sloju dan je u [107] prema kojem se broj neurona može definirati kao $2n$. Na temelju iskustva, početni broj neurona u skrivenom sloju unaprijedne statičke mreže s jednim skrivenim slojem u [58] određen je kao dvostruko manji od broja podataka dostupnih za učenje mreže. Ako je neuronska mreža „predimenzionirana“, odnosno sadrži prevelik broj parametara za zadani problem, mreža će izvrsno procijeniti podatke iz skupa podataka za učenje, ali će u konačnici pokazivati loša generalizacijska svojstva na podacima koji se nalaze izvan tog seta. S druge strane „poddimenzionirana“ neuronska mreža neće biti dovoljna složena i fleksibilna za procjenu tražene regresijske funkcije.



Slika 5.2. Generalizacijska svojstva različitih struktura neuronskih mreža [100]

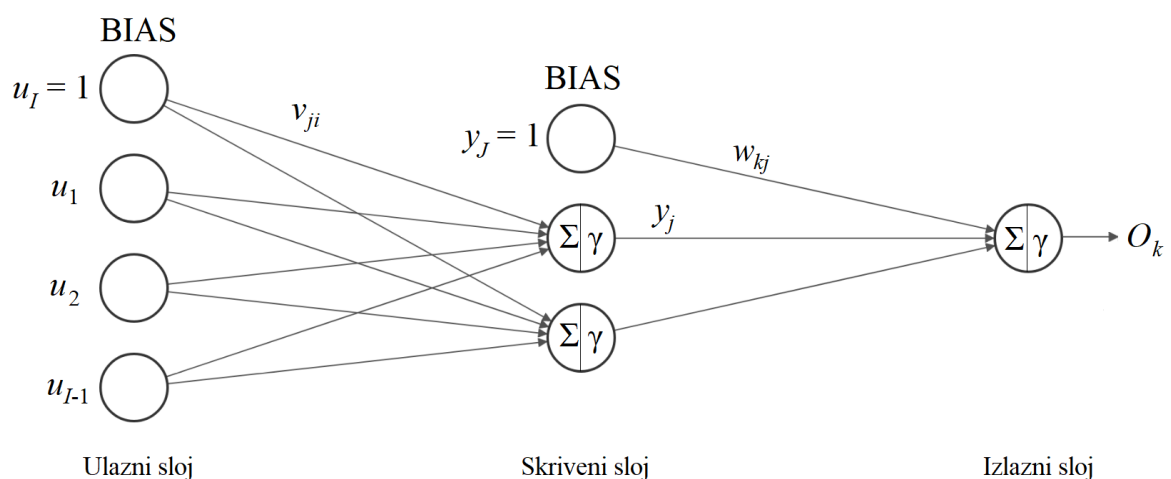
Na slici 5.2. prikazane su generalizacijske sposobnosti neuronske mreže s jednim skrivenim slojem i četiri odnosno osam neurona u njemu. Dok mreža s osam neurona (i 25 parametara) generira regresijsku funkciju koja prolazi kroz tražene izlazne vrijednosti i na taj način pokazuje manju pogrešku učenja, neuronska mreža s četiri neurona (i 13 parametara) ima veću pogrešku učenja, ali bolja generalizacijska svojstva. Naime, kada bi podaci iz validacijskog skupa podataka odgovarali srednjim vrijednostima dvaju susjednih podataka i nalazili se na jednakoj udaljenosti od njih, očito je kako bi mreža s osam neurona u skrivenom sloju procijenila te vrijednosti sa znatno manjom točnošću od mreže s četiri neurona. Stoga se u praksi generiraju dva skupa podataka: jedan za učenje i jedan za validaciju neuronske mreže, kako bi se izbjegla mogućnost „pretreniranosti“ (engl. *overfitting*) mreže odnosno prilagođavanje mreže šumu u rezultatima. Obzirom da kod višedimenzijskih skupova podataka nije moguće ovako intuitivno grafički prikazati dobivene rezultate, ocjena pogreške i generalizacijskih sposobnosti neuronske mreže izražava se primjerice kao (normalizirana) srednja vrijednost kvadrata pogreške (engl. *Mean Squared Error*, MSE) validacijskog seta podataka [100]. U okviru istraživanja, normalizirana vrijednost korijena srednje vrijednosti kvadrata pogreške (engl. *Normalized Root Mean Square Error*, NRMSE) validacijskog seta podataka uspoređuje se s onom skupa podataka za učenje koja ujedno predstavlja funkciju cilja. Obzirom da je količina podataka u skupu podataka za učenje ograničena i nije moguće definirati točnu regresijsku funkciju, neuronska mreža predstavlja aproksimaciju regresijske funkcije. Dobar model neuronske mreže trebao bi omogućiti rezultate koji imaju približno jednaka odstupanja od podataka i u skupu za učenje i za validaciju. Treći skup podataka mogu biti testni podaci, koji služe za finalnu

procjenu točnosti rezultata modela neuronske mreže s već određenom strukturom i podešenim parametrima. Važno je napomenuti, kako u tom slučaju testni podaci moraju biti oni koji nisu već korišteni za učenje ili validaciju mreže.

Kada bi setovi podataka za učenje i validaciju bili izrazito veliki, a model neuronske mreže omogućavao točnu regresijsku funkciju, TNRMSE (engl. *Training Normalized Root Mean Square Error*) i VNRMSE (engl. *Validation Normalized Root Mean Square Error*) odgovarali bi standardnoj devijaciji šuma u podacima [100]. Stoga je cilj generirati takvu neuronsku mrežu, koja uz najmanji potreban broj parametara daje TNRMSE i VNRMSE istog reda veličine i što manje vrijednosti, odnosno na razini standardne devijacije šuma podataka.

5.3. Matematički model višeslojne unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim rasprostiranjem pogreške

Na slici 5.3. dan je shematski prikaz modela unaprijedne statičke neuronske mreže s jednim skrivenim slojem. Ulazni sloj mreže predstavlja ulazne varijable, čije su vrijednosti pomnožene s težinskim koeficijentima ulaz u neuron. Statički neuron sadrži podfunkciju sume otežanih ulaznih varijabli te aktivacijsku funkciju. Za uspješno provođenje procesa učenja neuronske mreže koristi se, kao jedan od ulaza u svaki neuron skrivenog i izlaznog sloja, jedinična vrijednost *bias*. Bias je pomak koji uvodi dodatni stupanj slobode neuronske mreže. Omogućuje bolju prilagodbu mreže pomakom aktivacijske funkcije, a s ciljem dobivanja što točnijih izlaznih vrijednosti.



Slika 5.3. Shematski prikaz modela unaprijedne statičke neuronske mreže

Aktivacijska funkcija može biti binarna, linearna ili nelinearna i odabire se ovisno o vrsti prikupljenih podataka i problema kojeg se želi opisati. Uspješno se koriste brojne nelinearne aktivacijske funkcije, iako se kod modela unaprijedne statičke neuronske mreže uobičajeno koristi neka od monotono rastućih funkcija sa zasićenjem [98]. Dvije nelinearne aktivacijske funkcije koje su najčešće kod unaprijednih statičkih neuronskih mreža su sigmoidna i tangens hiperbolna funkcija [108]. Pokazano je kako je zbog malih vrijednosti derivacija sigmoidna funkcija inferiorna u odnosu na tangens hiperbolnu funkciju. Postoji mogućnost primjene i adaptivnih aktivacijskih funkcija tijekom učenja, što dovodi do znatno složenijeg algoritma. Kako bi neuronska mreža imala mogućnost aproksimacije, aktivacijska funkcija odabire se kao ograničena funkcija, s velikim vrijednostima derivacije u blizini ishodišta i zasićenjem prema beskonačnosti. Proces učenja neuronske mreže može se provesti odabirom određenog algoritma čiji cilj je iterativno odrediti vrijednosti težinskih koeficijenata minimizacijom funkcije cilja. Proces učenja provodi se u dvije faze: unaprijedna i povratna faza. U unaprijednoj fazi određuje se gradijent funkcije pogreške (funkcije cilja), dok se u povratnoj fazi korigiraju vrijednosti težinskih koeficijenata na temelju vrijednosti gradijenta funkcije pogreške, a s ciljem minimizacije funkcije pogreške. Ukoliko se vrijednosti težinskih koeficijenata mijenjaju sa svakim ulazno-izlaznim podatkom iz skupa podataka, učenje se odvija „po uzorku“ (engl. *pattern*). Prednost takvog učenja je mogućnost dopunjavanja seta podataka za učenje novim podacima, koji su postali dostupni kada je proces učenja već započeo.

5.3.1. Unaprijedna faza učenja neuronske mreže

Proces učenja započinje unaprijednom fazom neuronske mreže. Ulazno-izlazni podaci iz skupa podataka za učenje množe se s težinskim koeficijentima (čije početne vrijednosti mogu biti unaprijed određene ili slučajne) i sumiraju zajedno s otežanom vrijednošću biasa, čija je početna vrijednost jednaka jedinici. net_{Hj} predstavlja sumu u skrivenom neuronu j kako slijedi:

$$net_{Hj} = \sum_{i=1}^I v_{ji} Z_i \quad j = 1, \dots, J-1, \quad i = 1, \dots, I \quad (5.5)$$

gdje je J broj neurona u skrivenom sloju uvećan za neuron bias-a, I broj ulaznih varijabli uvećan za bias, v_{ji} matrica težinskih koeficijenata između ulaznog i skrivenog sloja, a Z_i vektor ulaznih varijabli. Dobivena vrijednost sume provodi se kroz aktivacijsku funkciju te je izlaz iz neurona definiran kao y_j ($j = 1, \dots, J-1$), dok y_j predstavlja bias u skrivenom sloju.

Izlazi iz neurona y_j množeni s težinskim koeficijentima w_{kj} sumiraju se zajedno s otežanim bias-om u neuronima izlaznog sloja kako slijedi:

$$net_{ok} = \sum_{j=1}^J w_{kj} y_j \quad k = 1, \dots, K \quad (5.6)$$

gdje je K broj neurona izlaznog sloja. Ukoliko je aktivacijska funkcija u izlaznim neuronima linearna, izlazna vrijednost mreže je definirana kao:

$$O_k = K_p net_{ok} \quad k = 1, \dots, K \quad (5.7)$$

gdje je K_p nagib linearne aktivacijske funkcije.

5.3.2. Povratna faza učenja neuronske mreže

Ukoliko se učenje odvija „po uzorku“, na temelju izlazne vrijednosti mreže i stvarne vrijednosti (traženog rezultata) određenog ulazno-izlaznog podatka, računa se pogreška učenja kao suma kvadrata pogreške koja ujedno predstavlja funkciju cilja:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (d_n - O_n)^2 \quad (5.8)$$

gdje je N broj podataka u skupu podataka za učenje, a O_n izlazna vrijednost mreže. Nakon određivanja pogreške učenja, provodi se korekcija težinskih koeficijenata, nakon svakog ulazno-izlaznog podatka u skupu podataka za učenje, s ciljem minimizacije funkcije cilja kako slijedi:

$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) + \Delta \mathcal{G}(n) \quad (5.9)$$

gdje \mathcal{G} predstavlja vektor ili matricu težinskih koeficijenata skrivenog odnosno izlaznog sloja, a n korak u kojem se mijenjaju vrijednosti težinskih koeficijenata. Ukoliko se funkcija pogreške u okolišu točke \mathcal{G} aproksimira s prva dva člana Taylorovog reda slijedi:

$$E(\mathcal{G} + \Delta \mathcal{G}) \approx E(\mathcal{G}) + \Delta E(\mathcal{G}) \quad (5.10)$$

$$\Delta E(\mathcal{G}) = \Delta \mathcal{G}^T \nabla E(\mathcal{G}) \quad (5.11)$$

$$\nabla E(\vartheta) = \frac{\partial E(\vartheta)}{\partial \vartheta} \quad (5.12)$$

gdje izraz (5.12) predstavlja gradijent pogreške, čiju vrijednost je potrebno odrediti na način da promjena pogreške učenja (5.11) ima što veću negativnu vrijednost. Obzirom da je veza između ulaznih i izlaznih varijabli nelinearna, gradijent pogreške (funkcije cilja) nije linearan, te je potrebno iterativno korigirati težinske koeficijente minimizirajući funkciju pogreške. Promjena težinskih koeficijenata stoga je određena na temelju najstrmijeg pada gradijenta pogreške (engl. *steepest descend*) kako slijedi:

$$\Delta \vartheta = -\eta \nabla E(\vartheta) \quad (5.13)$$

gdje je η koeficijent brzine učenja (engl. *learning rate*). Koeficijent brzine učenja može biti konstantna vrijednost kroz proces učenja, i tada se njegova vrijednost uobičajeno kreće između 10^{-3} i 10, ili se može varirati tako da se njegova vrijednost smanjuje kako se rješenje približava globalnom minimumu, odnosno kada vrijednost pogreške učenja počne stagnirati [109]. Vrijednost optimalnog koeficijenta učenja ovisi o strukturi mreže i podacima za učenje mreže koji definiraju funkciju odnosno površinu pogreške. Ukoliko je vrijednost koeficijenta brzine učenja premala, funkcija pogreške pada sporo, a ukoliko je vrijednost prevelika postoji mogućnost da funkcija pogreške raste ili oscilira oko neke vrijednosti. U blizini globalnog minimuma, ali isto tako i lokalnog minimuma, koji se nalazi daleko od globalnog, gradijent pogreške poprima vrlo male vrijednosti te je promjena težinskih koeficijenata vrlo spora. Jedno od uspješnih rješenja tog problema je primjena adaptivnog koeficijenta brzine učenja, koji se u svakom koraku učenja, ukoliko se funkcija pogreške smanjuje, povećava za određenu vrijednost, odnosno ukoliko se funkcija pogreške povećava, koeficijent brzine učenja se smanjuje, a promjena težinskih koeficijenata koja je uzrokovala povećanje funkcije pogreške ne uzima se u obzir. Na taj način se koeficijent brzine učenja drži što većim sve dok je proces učenja stabilan i učenje napreduje u dobrom smjeru, a ujedno je prilagodljiv složenoj površini pogreške, što nije slučaj kada je njegova vrijednost konstantna.

U svakom koraku učenja računaju se izlazne vrijednosti i pogreška mreže u odnosu na tražene vrijednosti. Na temelju tih vrijednosti vrši se promjena težinskih koeficijenata s trenutnom vrijednošću koeficijenta brzine učenja te se određuju nove izlazne vrijednosti i pogreška. Ukoliko je u trenutnom koraku učenja pogreška veća od definiranog iznosa pogreške u

prethodnom koraku učenja, nove vrijednosti težinskih koeficijenata se odbacuju, a koeficijent brzine učenja se smanjuje. U suprotnom se koeficijent brzine učenja povećava.

Težinski koeficijenti promijenjeni na temelju određenog ulazno-izlaznog podatka koriste se za sljedeći ulazno-izlazni podatak u procesu učenja:

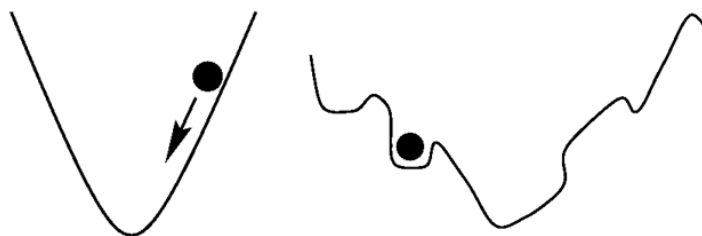
$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) - \eta \nabla E(\mathcal{G}(n)) \quad (5.14)$$

Stoga je promjena vrijednosti težinskih koeficijenata proporcionalna pogrešci modeliranja određenog podatka iz skupa za učenje. Kako bi se ubrzala konvergencija algoritma povratnog prostiranja pogreške (engl. *error back-propagation learning algorithm*), iznosi korekcija težinskih koeficijenata u određenom koraku učenja uvećavaju se za iznos promjene težinskih koeficijenata u prethodnom koraku pomnožen s konstantnom pozitivnom vrijednošću u intervalu od 0,1 do 0,8 kako slijedi [110]:

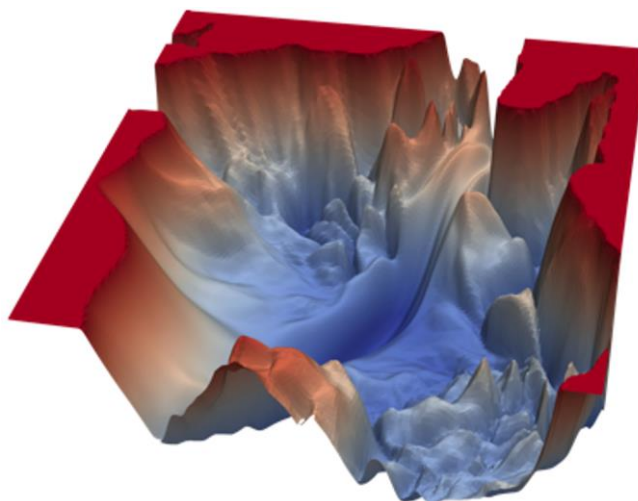
$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) - \eta \nabla E(\mathcal{G}(n)) + \alpha \Delta \mathcal{G}(n-1) \quad (5.15)$$

gdje je α zamah odnosno količina gibanja (engl. *momentum*). Momentum se koristi kako bi se ubrzao proces učenja ili ako je učenje otežano. U slučaju idealne funkcije pogreške, odnosno cilja, procesom učenja postiže se jedini globalni minimum, obzirom da ne postoje lokalni minimumi, koji bi u procesu optimizacije dali sub-optimalne rezultate, slika 5.4. U tom slučaju, momentum povećava korak s kojim se algoritam približava globalnom minimumu kako bi izbjegao lokalne minimume. Ukoliko se postavi veća vrijednost momentuma, poželjno je da vrijednost koeficijenta brzine učenja bude manja, kako bi se izbjegla nemogućnost postizanja globalnog minimuma. S druge strane, mala vrijednost momentuma ne jamči da rješenje neće biti ono koje odgovara lokalnom minimumu. Ukoliko funkcija pogreške ili površina pogreške za višedimenzijske probleme, slika 5.5, ima duž određene krivulje prema globalnom minimumu kontinuiranost u gradijentu pogreške (isti predznak), dodavanjem momentuma povećava se iznos promjene težinskih koeficijenata i ubrzava proces učenja. Isto tako, ukoliko gradijenti pogreške mijenjaju predznak u dva uzastopna koraka učenja, momentum smanjuje iznos promjene težinskih koeficijenata i usmjerava promjenu prema (globalnom) minimumu [110]. Odgovarajuća vrijednost momentuma može se postići metodom pokušaja i promašaja ili metodom unakrsne validacije. Unakrsnom validacijom moguće je ocijeniti generalizacijska svojstva mreža s različitim brojem težinskih koeficijenata (neurona u skrivenom sloju) te različitim vrijednostima početnih težinskih koeficijenata i parametara učenja i to na temelju

pogreške validacijskog skupa podataka. Kod veoma složenih i nepravilnih površina pogreške s brojnim ravnim dijelovima, lokalnim minimumima i velikim nagibima, slika 5.5, smjer gradijenta pogreške može biti suprotan smjeru lokacije minimuma. U tom slučaju, moguća je primjena metoda gradijenta drugog reda, koje znatno skraćuju vrijeme potrebno za provođenje procesa učenja mreže. Umjesto promjene težinskih koeficijenata proporcionalno gradijentu funkcije pogreške, računa se druga derivacija funkcije pogreške. Primjer su Gauss-Newton, CG –Conjugate Gradient i Levenberg-Marquardt algoritmi. Ukoliko se primjenjuje običan gradijent pogreške za korekciju težinskih koeficijenata, preporuka je uvesti momentum te prijevremeno prekinuti proces učenja (engl. *early stopping*) kako bi se izbjegla pretreniranost mreže [100]. Proces učenja zaustavlja se kada vrijednost pogreške validacijskog skupa podataka (VNRMSE) stagnira ili se povećava.



Slika 5.4 Primjeri funkcija pogreške u procesu učenja s jednim minimumom (lijevo) i više lokalnih minimuma (desno)



Slika 5.5 Površina pogreške za višedimenzijske probleme [111]

5.3.2.1 Promjena težinskih koeficijenata izlaznog sloja

Nakon unaprijedne faze učenja, određivanja pogreške učenja te definiranja koeficijenta brzine učenja i momentuma, provodi se korekcija težinskih koeficijenata izlaznog sloja na sljedeći način:

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) - \eta \nabla E(n) + \alpha \Delta w_{kj}(n-1) \quad (5.16)$$

Gradijent pogreške za težinske koeficijente izlaznog sloja moguće je izraziti kao:

$$\nabla E(n) = \frac{\partial E(n)}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E(n)}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_{ok}} \frac{\partial net_{ok}}{\partial w_{kj}} \quad (5.17)$$

gdje su pojedine parcijalne derivacije izražene na sljedeći način:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial O_k} = -(d_k - O_k) \quad (5.18)$$

gdje je d_k željena vrijednost izlaza iz mreže, a O_k dobivena vrijednost u k -tom neuronu izlaznog sloja. Derivacija linearne aktivacijske funkcije jednaka je nagibu funkcije kako slijedi:

$$\frac{\partial O_k}{\partial net_{ok}} = \gamma'_k = 1 \quad (5.19)$$

Derivacija funkcije sume u određenom izlaznom neuronu po težinskim koeficijentima izlaznog sloja jednaka je:

$$\frac{\partial net_{ok}}{\partial w_{kj}} = y_j \quad (5.20)$$

Uvrštavanjem navedenih izraza za parcijalne derivacije u izraz za gradijent pogreške slijedi:

$$\nabla E(n) = \frac{\partial E(n)}{\partial w_{kj}} = -(d_k - O_k) y_j = -\delta_{ok} y_j \quad (5.21)$$

Konačni izraz za algoritam promjene težinskih koeficijenata u izlaznom sloju glasi:

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \eta \delta_{ok} y_j + \alpha \Delta w_{kj}(n-1) \quad (5.22)$$

5.3.2.2 Promjena težinskih koeficijenata skrivenog sloja

Nakon promjene težinskih koeficijenata izlaznog sloja, težinski koeficijenti skrivenog sloja korigiraju se na sljedeći način:

$$v_{ji}(n+1) = v_{ji}(n) - \eta \nabla E(n) + \alpha \Delta v_{ji}(n-1) \quad (5.23)$$

Gradijent pogreške za težinske koeficijente skrivenog sloja moguće je izraziti kao:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial v_{ji}} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_{Hj}} \frac{\partial net_{Hj}}{\partial v_{ji}} \quad (5.24)$$

gdje su pojedine parcijalne derivacije izražene na sljedeći način:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j} = \frac{\partial E(n)}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_{Ok}} \frac{\partial net_{Ok}}{\partial y_j} = - \sum_{k=1}^K (d_k - O_k) w_{kj} = - \sum_{k=1}^K \delta_{Ok} w_{kj} \quad (5.25)$$

uz:

$$\frac{\partial net_{Ok}}{\partial y_j} = w_{kj}, \quad k = 1, \dots, K, \quad j = 1, \dots, J-1 \quad (5.26)$$

Nadalje vrijedi:

$$\frac{\partial y_j}{\partial net_{Hj}} = \gamma'_j = \frac{1}{2} (1 - y_j^2) \quad (5.27)$$

$$\frac{\partial net_{Hj}}{\partial v_{ji}} = Z_i \quad (5.28)$$

Konačni izraz za algoritam promjene težinskih koeficijenata u skrivenom sloju glasi:

$$v_{ji}(n+1) = v_{ji}(n) + \frac{1}{2} \eta (1 - y_j^2) Z_i \left(\sum_{k=1}^K \delta_{Ok} w_{kj} \right) + \alpha \Delta v_{ji}(n-1) \quad (5.29)$$

Mjera točnosti neuronske mreže određuje se na temelju normalizirane vrijednosti korijena srednje vrijednosti kvadrata pogreške NRMSE što omogućuje neovisnost o dimenzijama izlaznih veličina te usporedbu točnosti različitih struktura mreže i različitih algoritama učenja.

Normalizirana vrijednost korijena srednje vrijednosti kvadrata pogreške dana je sljedećim izrazom:

$$\text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\sigma_{d_n}} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (d_n - O_n)^2}{N}}}{\sigma_{d_n}} \quad (5.30)$$

gdje je standardna devijacija traženih izlaznih vrijednosti dana kao:

$$\sigma_{d_n} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (d_n - \bar{d})^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(d_n - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N d_n \right)^2} \quad (5.31)$$

Ulazne varijable neuronske mreže potrebno je odrediti na način da je njihov utjecaj na izlazni rezultat veći od njihove mjerne ili numeričke nesigurnosti te da vektor ulaznih varijabli bude što kompaktniji. Dok se težinski koeficijenti, koji inicijalno mogu biti slučajne vrijednosti na početku procesa učenja, optimiraju kroz iterativan postupak minimizacije funkcije pogreške odnosno funkcije cilja, struktura mreže (broj skrivenih slojeva i neurona u njima) određuje se iskustveno ili variranjem navedenih veličina s ciljem odabira najpovoljnije strukture.

Kako bi se osiguralo da ulazne varijable različitih raspona i dimenzija imaju ekvivalentan utjecaj na izlazne varijable, podatke u skupu za učenje potrebno je standardizirati. U suprotnom bi ulazne varijable najmanjih vrijednosti imale zanemariv utjecaj na izlazne varijable i ne bi bile uzete u obzir tijekom procesa učenja. Standardizacijom ulaznih varijabli osigurava se jedinična standardna devijacija i srednja vrijednost podataka vektora određene ulazne varijable jednaka nuli.

5.4. Levenberg-Marquardt (LM) algoritam učenja

Levenberg-Marquardt (LM) algoritam učenja temelji se na Gauss-Newtonovoj metodi, koja u blizini minimuma linearizira nelinearnu funkciju te tako pretpostavlja oblik kvadratne funkcije pogreške. Učenje se odvija po skupu (engl. *batch*), a promjena težinskih koeficijenata može se prikazati na sljedeći način [112]:

$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) - \left[\nabla^2 E(n) \right]^{-1} \nabla E(n) \quad (5.32)$$

gdje je $\nabla^2 E(n)$ druga derivacija pogreške po težinskim koeficijentima, tzv. Hesseova matrica. Za funkciju pogreške jednaku sumi kvadrata pogreške, gradijent pogreške može se odrediti kao:

$$\nabla E(n) = J^T(n)e(n) \quad (5.33)$$

a Hesseova matrica kao:

$$\nabla^2 E(n) = J^T(n)J(n) \quad (5.34)$$

gdje je $J(n)$ Jakobijeva matrica (Jacobian), a vektor $e(n)$ vektor pogreške, koji se određuje kao razlika traženih izlaznih vrijednosti i onih koje je dala mreža. Slično određivanju gradijenta sume kvadrata pogreške u algoritmu najstrmijeg pada gradijenta, elementi Jakobijeve matrice su derivacije pogreške po težinskim koeficijentima. Za izlazni i skriveni sloj, elementi Jakobijevih matrica određuju se kao:

$$\frac{\partial e_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial e_k}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_{O_k}} \frac{\partial net_{O_k}}{\partial w_{kj}} = -y_j \quad (5.35)$$

$$\frac{\partial e}{\partial v_{ji}} = \frac{\partial e}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_{H_k}} \frac{\partial net_{H_k}}{\partial v_{ji}} = -\sum_{k=1}^K w_{kj} \frac{1}{2} (1 - y_j^2) Z_i \quad (5.36)$$

Promjena težinskih koeficijenata prema Gauss-Newtonovoj metodi određuje se na sljedeći način:

$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) - [J^T(n)J(n)]^{-1} J^T(n)e(n) \quad (5.37)$$

Modifikacija izraza (5.37) na temelju parametra μ predstavlja Levenberg-Marquardtov algoritam koji glasi:

$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) - [J^T(n)J(n) + \mu I]^{-1} J^T(n)e(n) \quad (5.38)$$

gdje je I jedinična matrica koja se skalirana pribraja aproksimaciji Hesseove matrice te tako rješava potencijalni problem singularnosti Hesseove matrice odnosno, određivanja inverza matrice. Parametar μ množi se s određenim faktorom ukoliko bi promjena težina rezultirala povećanjem funkcije pogreške, odnosno dijeli se s istim tim faktorom ukoliko bi promjena

težina rezultirala smanjenjem funkcije pogreške. Početna vrijednost parametra μ jednaka je 0,001, a faktor koji povećava ili smanjuje vrijednost μ jednak je 10. Za velike vrijednosti μ , algoritam postaje analogan algoritmu najstrmijeg pada gradijenta s koeficijentom brzine učenja $1/\mu$, a za male vrijednosti odgovara Gauss-Newtonovom algoritmu, koji je točniji i brže konvergira u blizini minimuma u odnosu na najstrmiji pad gradijenta. LM algoritam omogućuje približavanje položaju minimuma površine pogreške i kada je početno rješenje daleko od optimalnog te se kao kombinacija algoritma najstrmijeg pada gradijenta i Gauss-Newtonove metode smatra jednim od najučinkovitijih algoritama za učenje neuronskih mreža. Potencijalni nedostatak je određivanje inverza Hesseove matrice i memoriranje Jakobijeve matrice kod mreža s velikim brojem parametara.

5.5. Algoritam skaliranih konjugiranih gradijenata (engl. *Scaled Conjugate Gradient, SCG*)

Uspjeh u učenju neuronske mreže s promjenom težinskih koeficijenata na temelju najstrmijeg pada gradijenta pogreške uvelike ovisi o odabranim vrijednostima koeficijenta brzine učenja i momentuma, a za koje ne postoji jednoznačna uputa na koji način ih definirati, već je potrebno njihove vrijednosti prilagoditi zadanom problemu i analizirati više različitih vrijednosti koeficijenta brzine učenja i momentuma. SCG algoritam učenja temelji se na algoritmu konjugiranih gradijenata (engl. *Conjugate Gradient, CG*), koji eliminira navedeni nedostatak EBP neuronskih mreža s konstantnom vrijednošću koeficijenta brzine učenja, a promjenu težinskih koeficijenata vrši na temelju konjugiranih gradijenata, a ne smjera najstrmijeg pada gradijenta. Drugim riječima, vektori smjera traženja minimuma pogreške u trenutnom i prethodnom koraku ortogonalni su u odnosu na Hesseovu matricu. CG algoritmi, osim što određuju prvu derivaciju funkcije pogreške po težinskim koeficijentima te tako definiraju iznos promjene težinskih koeficijenata (parametara), na temelju druge derivacije određuju smjer promjene u prethodnom koraku učenja. Umjesto konstantne vrijednosti koeficijenta brzine učenja η , CG algoritam u svakom koraku učenja traži optimalnu vrijednost η i to najčešće tzv. jednodimenzijским traženjem (engl. *line search technique*) što povećava složenost procesa učenja iako eliminira potrebu za određivanjem Hesseove matrice, obzirom da je potrebno u jednom koraku učenja više puta računati pogrešku ili njezine derivacije. Međutim, jednodimenzijско traženje optimalnog η uključuje i parametar čiju vrijednost je potrebno definirati, a koji određuje kada proces traženja optimalnog η završava, čime je uspjeh procesa

učenja opet ovisan o parametru kojeg definira korisnik. SCG algoritam učenja umjesto jednodimenzijskog traženja optimalnog η koristi Levenberg-Marquardt pristup za skaliranje η , a učenje se odvija po skupu [113]. Promjena težinskih koeficijenata definirana je na sljedeći način:

$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) + \eta(n)D(n) \quad (5.39)$$

gdje $D(n)$ predstavlja konjugirani vektor smjera traženja minimuma pogreške, obzirom na aproksimaciju Hesseove matrice, za koji vrijedi $D(n)^T \nabla^2 E(\mathcal{G}(n))D(n-1) = 0$. U nultom koraku iteracije (inicijalizacija) početni smjer definiran je kao negativan gradijent funkcije pogreške $D(n) = G(n) = -\nabla E(n)$, a smjer traženja u daljnjim koracima iteracije definira se kao:

$$D(n+1) = -\nabla E(n+1) + \beta(n)D(n) \quad (5.40)$$

gdje je $\beta(n)$ parametar koji varira tijekom koraka iteracije, a koji zamjenjuje momentum u EBP algoritmu. Odabrane početne vrijednosti skalarnih veličina su $\sigma = 5 \cdot 10^{-5}$ za parametar koji vrši promjenu u težinskim koeficijentima za aproksimaciju derivacija drugog reda te $\lambda(n) = 5 \cdot 10^{-7}$ za parametar koji skalira koeficijent učenja. Njegova vrijednost se povećava ukoliko Hesseova matrica nije pozitivno definitna, odnosno ukoliko ne vrijedi $D(n)^T \nabla^2 E(\mathcal{G}(n))D(n) > 0$. $\bar{\lambda}(n)$ označava promjenu parametra $\lambda(n)$ te u nultom koraku iteracije iznosi nula. Algoritam u svakom koraku određuje sljedeće članove:

$$\sigma(n) = \frac{\sigma}{|D(n)|} \quad (5.41)$$

$$S(n) = \frac{(\nabla E(\mathcal{G}(n) + \sigma(n)D(n)) - \nabla E(\mathcal{G}(n)))}{\sigma(n)} \quad (5.42)$$

$$\delta(n) = D(n)^T S(n) \quad (5.43)$$

Promjena parametra $\delta(n)$ vrši se na sljedeći način:

$$\delta(n) = \delta(n) + (\lambda(n) - \bar{\lambda}(n)) |D(n)|^2 \quad (5.44)$$

Ukoliko je $\delta(n) \leq 0$ vrši se promjena parametra $\lambda(n) = \bar{\lambda}(n)$ kako bi matrica drugih derivacija pogreške bila pozitivno definitna:

$$\bar{\lambda}(n) = 2 \left(\lambda(n) - \frac{\delta(n)}{|D(n)|^2} \right) \quad (5.45)$$

$$\delta(n) = -\delta(n) + \lambda(n) |D(n)|^2 \quad (5.46)$$

Koeficijent brzine učenja određuje se kao:

$$\eta(n) = \frac{\mu(n)}{\delta(n)} \quad (5.47)$$

gdje je $\mu(n)$ jednako $D(n)^T G(n)$. Na temelju parametra za usporedbu $\Delta(n)$, ukoliko je pozitivan, određuje se promjena težinskih koeficijenata, koja ovisi o smjeru traženja u trenutnom koraku te promjena smjera traženja, koji ovisi o gradijentu pogreške i o smjeru traženja u prethodnom koraku kako slijedi:

$$\Delta(n) = 2\delta(n) \frac{[E(\mathcal{G}(n)) - E(\mathcal{G}(n) + \eta(n)D(n))]}{\mu(n)^2} \quad (5.48)$$

$$\mathcal{G}(n+1) = \mathcal{G}(n) + \eta(n)D(n) \quad (5.49)$$

$$G(n+1) = -\nabla E(\mathcal{G}(n+1)) \quad (5.50)$$

Parametar $\beta(n)$ određuje se kao:

$$\beta(n) = \frac{(|G(n+1)|^2 - G(n+1)^T G(n))}{\mu(n)} \quad (5.51)$$

a vektor smjera u sljedećem koraku iteracije kao:

$$D(n+1) = G(n+1) + \beta(n)D(n) \quad (5.52)$$

Ukoliko je smjer najstrmijeg pada $G(n) \neq 0$ algoritam se iterativno izvršava, u suprotnom su težinski koeficijenti $\mathcal{G}(n)$ u trenutnom koraku iteracije oni koji odgovaraju traženom minimumu.

5.6. Bayesova regularizacija

Bayesova regularizacija u okviru nelinearne regresijske analize poboljšava sposobnost generalizacije unaprijednih neuronskih mreža ograničavajući iznose težinskih koeficijenata, što se naziva regularizacijom [114]. Na taj način definira optimalne težinske faktore tijekom procesa učenja. Prednost neuronskih mreža temeljenih na ovom algoritmu je u tome što svi dostupni podaci mogu biti iskorišteni za učenje mreže, obzirom da Bayesova regularizacija ne zahtijeva validacijski skup podataka kako bi se ocijenila sposobnost generalizacije. Također, potencijalna pretreniranost mreže izbjegnuta je na način da se regularizacijom vrijednosti parametara, koji nisu relevantni, zanemaruju. Obzirom da Bayesova regularizacija zahtijeva određivanje Hesseove matrice, primjenjuje se Gauss-Newtonova metoda njezine aproksimacije u okviru LM algoritma učenja. Bayesova regularizacija modificira funkciju pogreške na sljedeći način:

$$F = \beta E_D + \alpha E_W \quad (5.53)$$

gdje je E_D suma kvadrata pogreške (analogna E), a E_W suma kvadrata težinskih koeficijenata. Cilj je odrediti optimalne vrijednosti parametara regularizacije α i β . Početne vrijednosti postavljene su kao $\alpha = 0$ i $\beta = 1$. Nakon jednog koraka iteracije s početnim težinskim koeficijentima, LM algoritmom učenja određuje se vrijednost funkcije pogreške prema izrazu (5.53). Na temelju Gauss-Newtonove aproksimacije Hesseove matrice dane kao:

$$\nabla^2 F(\mathcal{G}) \approx 2\beta J^T J + 2\alpha I_N \quad (5.54)$$

određuje se koliko težinskih koeficijenata efektivno sudjeluje u procesu učenja u odnosu na ukupni broj težinskih koeficijenata N :

$$\gamma = N - 2\alpha \text{tr}[\nabla^2 F(\mathcal{G})]^{-1} \quad (5.55)$$

gdje tr predstavlja sumu elemenata na glavnoj dijagonali inverzne Hesseove matrice.

Vrijednosti parametara za sljedeći korak iteracije određuju se na sljedeći način:

$$\alpha = \frac{\gamma}{2E_w(\mathcal{g})} \quad (5.56)$$

$$\beta = \frac{n - \gamma}{2E_D(\mathcal{g})} \quad (5.57)$$

gdje je n broj uzoraka u setu podataka za učenje. Sa svakom promjenom funkcije pogreške, odnosno funkcije cilja, parametri funkcije pogreške mijenjaju svoju vrijednost. Ocjenu strukture neuronske mreže nakon procesa učenja moguće je dati analizom efektivnog broja parametara, odnosno težinskih koeficijenata mreže u odnosu na ukupni broj težinskih koeficijenata. Ukoliko je manji, mreža s manjim brojem neurona u skrivenom sloju može dobro opisati zadani problem, a ukoliko je blizak broju početnih težinskih koeficijenata potrebno je dodatno analizirati strukture mreže s većim brojem neurona u skrivenom sloju. Detaljniji prikaz algoritma dan je u [114].

6. Unaprijedna statička neuronska mreža s povratnim prostiranjem pogreške za određivanje dodatnog otpora broda na valovima

Unaprijedna statička neuronska mreža s povratnim prostiranjem pogreške generirana je s ciljem određivanja dodatnog otpora kontejnerskih brodova na različitim stanjima mora, čija je valna energija opisana Bretschneiderovim i JONSWAP spektrom. Analizirana je točnost i generalizacijska svojstva neuronske mreže s promjenom težinskih koeficijenata na temelju najstrmijeg pada gradijenta s konstantnom i promjenjivom vrijednošću koeficijenta brzine učenja, sa i bez uključivanja momentuma te promjenom težinskih koeficijenata primjenom LM i SCG algoritma učenja kao i u slučaju Bayesove regularizacije. Pogreške su analizirane i nakon procesa učenja standardiziranim, normaliziranim podacima te linearno nezavisnim ulaznim podacima dobivenim analizom glavnih komponenti (PCA), a na temelju standardiziranih podataka.

Ulazni podaci neuronske mreže, odnosno rezultati hidrodinamičkih proračuna dodatnog otpora broda na valovima standardizirani su prije učenja mreže kako bi srednja vrijednost bila jednaka nuli, a standardna devijacija jednaka jedinici:

$$Z_i = \frac{Z_i' - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i'}{\sigma} \quad (6.1)$$

gdje je Z_i' član vektora ulaznih varijabli za određeni uzorak učenja prije standardizacije, a σ standardna devijacija. U slučaju normalizacije, ulazni podaci su svedeni na raspon od 0 do 1. Strukturu neuronske mreže čine ulazni, skriveni i izlazni sloj neurona. Vektor ulaznih varijabli za svaki pojedini uzorak sadrži 12 članova, koji predstavljaju ulazne varijable neuronske mreže, a koji su definirani kako bi se opisale geometrijske značajke broda, brzina plovidbe te stanje mora. Ulazne varijable za odabir spektra energije valova S_ζ su 1 za Bretschneiderov i -1 za JONSWAP spektar. Preostale ulazne varijable su duljina između okomica L_{pp} u rasponu 104,8÷360 m, širina B u rasponu 18÷49 m i gaz broda T u rasponu 4,25÷15 m, volumen istisnine ∇ u rasponu 5648,7÷174090 m³, uzdužni položaj težišta volumena istisnine LCB u odnosu na krmenu okomicu u rasponu 49÷180,72 m, koeficijent punoće forme broda C_B u rasponu 0,510÷0,780, prizmatički koeficijent C_p u rasponu 0,530÷0,811, brzina plovidbe V u

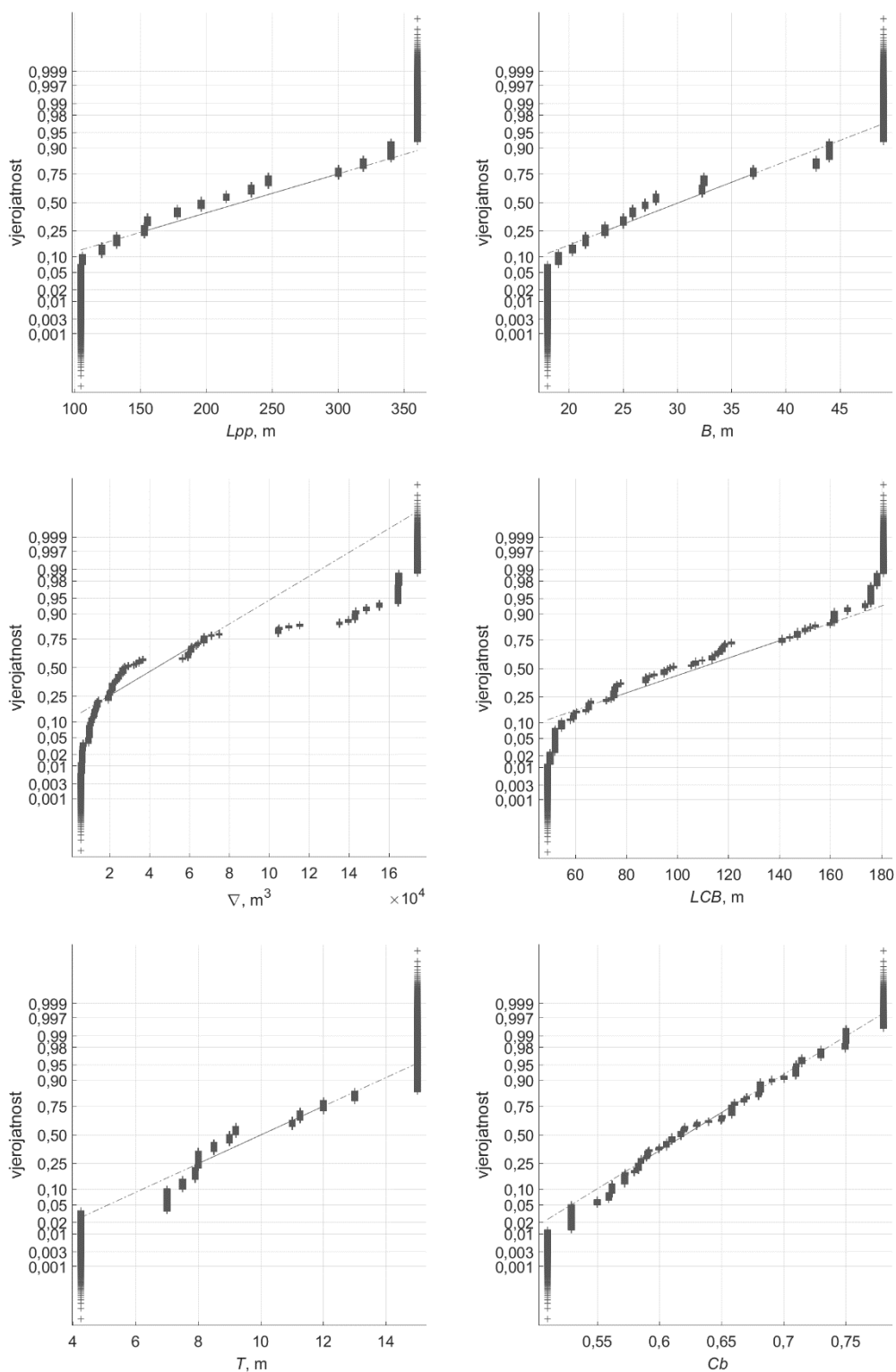
rasponu $12,1 \div 26$ čv, radijus tromosti mase r_{yy} u rasponu $25,15 \div 93,6$ m te značajna valna visina H_s u rasponu $0,5 \div 8,5$ m i period vala T_z u rasponu $3,5 \div 12,5$ s. Vektor ulaznih varijabli glasi:

$$\left(\begin{array}{c} L_{PP} \\ B \\ T \\ \nabla \\ LCB \\ C_B \\ C_P \\ V \\ r_{yy} \\ S_\zeta \\ T_z \\ H_s \end{array} \right) \quad (6.2)$$

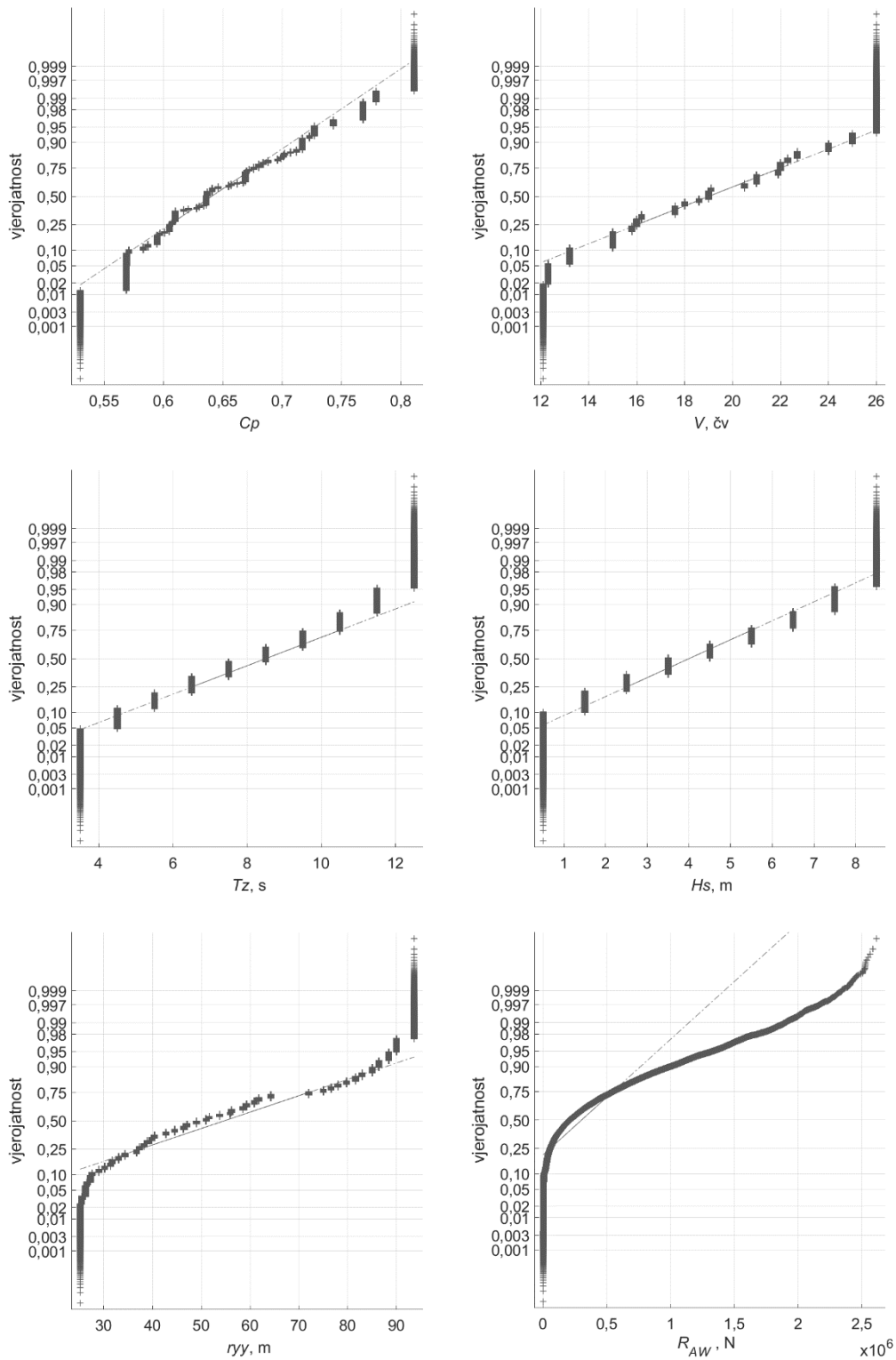
Na slikama 6.1 i 6.2 prikazana je raspodjela podataka ulaznih varijabli te izlaznih vrijednosti dodatnog otpora na valovima u odnosu na normalnu distribuciju. Vidljivo je kako podaci ne slijede normalnu distribuciju, obzirom da su podjednako raspodijeljeni u definiranom rasponu. Iako je preporuka da se podaci za učenje neuronske mreže, koji ne slijede normalnu distribuciju, normaliziraju prije učenja, a oni koji slijede normalnu distribuciju standardiziraju [115], pokazat će se kako je točnost rezultata mreže učene na temelju oba skupa podataka gotovo jednaka. S druge strane, mreža učena na temelju podataka dobivenih analizom glavnih komponenti zapravo koristi standardizirane podatke. Izlaz iz neuronske mreže je vrijednost dodatnog otpora na valovima. U procesu učenja i validacije mreže, tražene izlazne vrijednosti normalizirane su, odnosno vrijednosti dodatnog otpora svedene su na raspon između 0 i 1. Isto tako, u procesu učenja i validacije mreže normaliziranim podacima, njihove vrijednosti dobivene su na način da su za pojedinu varijablu ulaznog vektora sve vrijednosti podijeljene s najvećom vrijednošću u tom skupu podataka.

Utjecaj odabranih ulaznih varijabli na dodatni otpor broda na valovima analiziran je sustavnim variranjem ulaznih varijabli, a rezultati analize osjetljivosti prikazani su u poglavlju 8.3. Uz rezultate analize osjetljivosti, dani su i rezultati analize glavnih komponenata, koja daje informaciju o udjelu varijance sadržane u pojedinoj ulaznoj varijabli na temelju čega je moguće

dotatno smanjiti vektor ulaznih varijabli, odnosno eliminirati one varijable koje ne doprinose značajno rješenju.



Slika 6.1 Distribucija podataka o duljini, širini, gazu broda, volumenu istisnine, uzdužnom položaju težišta volumena istisnine i koeficijentu punoće forme broda u odnosu na normalnu distribuciju



Slika 6.2 Distribucija podataka o prizmatičkom koeficijentu, brzini, radijusu tromosti mase kod posrtanja, periodu vala, valnoj visini i dodatnom otporu na valovima u odnosu na normalnu distribuciju

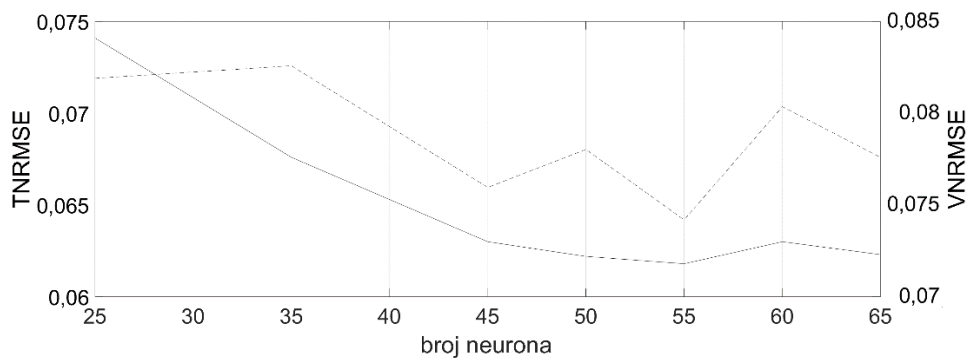
Od ukupno 65 736 uzoraka, za učenje mreže korišteno je 70% (46 015), validaciju 25% (16 434) te za konačno testiranje mreže 5% (3 287) podataka. Za potrebe učenja i validacije, mreži su bile dostupne vrijednosti i ulaznih i izlaznih varijabli, dok su za potrebe testiranja mreži bile poznate samo ulazne vrijednosti, a mreža je sama procijenila izlazne vrijednosti.

Kako bi se analizirala sposobnost mreže da adekvatno procijeni dodatni otpor broda na valovima i pri različitim kutovima nailaska valova, što uzrokuje dodatnu nelinearnost, za jedan kontejnerski brod uvedena je trinaesta ulazna varijabla, odnosno kut nailaska valova, koji je variran od 135° do 225° s korakom od 5° , što osim valova direktno u pramac obuhvaća i valove koso u pramac uz još uvijek dominantan dodatni otpor u odnosu na poprečnu silu zanošenja. Na dobivene numeričke rezultate primijenjena je korekcija u području kratkih valova ovisno u kutu napredovanja valova. Brzina napredovanja broda varirana je od 12 čv do 23 čv s korakom od 1 čv. Vektor ulaznih varijabli, obzirom da su dodatni proračuni provedeni za jednu formu kontejnerskog broda, uz konstantne značajke i koeficijente forme broda te radijus tromosti mase, ima pet članova: brzinu napredovanja, spektar energije valova, značajnu valnu visinu, period vala i kut nailaska valova. Primijenjena je odabrana struktura mreže, odnosno zadržan je isti broj neurona u skrivenom sloju uz promijenjenu veličinu matrice težinskih koeficijenata. Od ukupno 31 920 uzoraka, za učenje mreže korišteno je 70% (22 344), validaciju 25% (7 980) te za konačno testiranje mreže 5% (1 596) podataka. Važno je napomenuti kako su numerički rezultati za valove koso u pramac simetrični, odnosno vrijednosti dodatnog otpora na valovima pod kutom od primjerice 140° odgovaraju rezultatima pod kutom od 220° . Rezultati analize osjetljivosti za kut nailaska valova prikazani su u poglavlju 8.3.

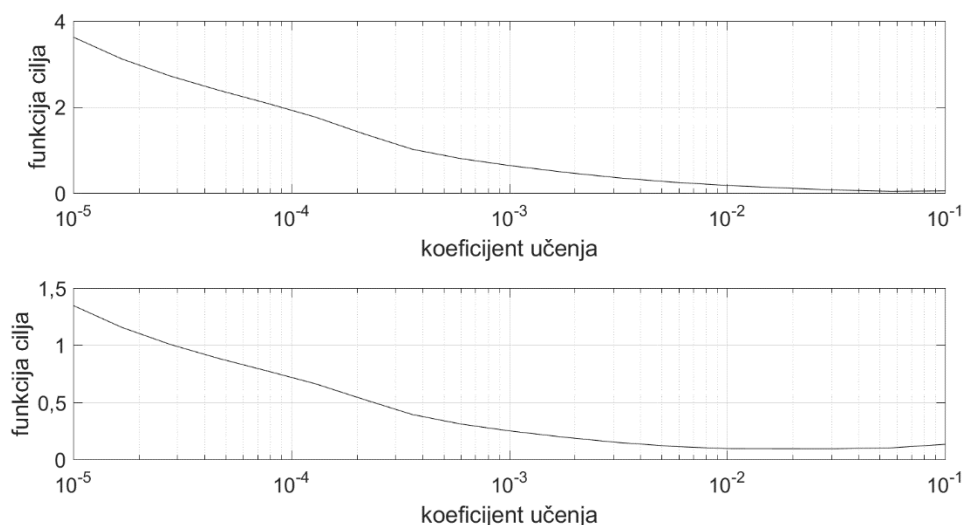
Najprije je analizirana neuronska mreža s algoritmom najstrmijeg pada gradijenta, za konstantu vrijednost koeficijenta brzine učenja i bez momentuma. Početna vrijednost broja neurona generirane mreže određena je kao $2n + 1$ što za 12 ulaznih varijabli iznosi 25 neurona u jednom skrivenom sloju. Početna vrijednost koeficijenta brzine učenja η iznosi 0,01 i držana je konstantnom tijekom procesa određivanja adekvatne strukture mreže. Gradijent funkcije pogreške ovisi o derivaciji aktivacijske funkcije u neuronima skrivenog sloja. Ukoliko su početne izlazne vrijednosti iz neurona u skrivenom sloju preblizu vrijednostima +1 i -1, što predstavlja zasićenje sigmoidne aktivacijske funkcije, iznosi derivacije su vrlo mali što uzrokuje sporo učenje. Kako bi se to izbjeglo, početne vrijednosti težinskih koeficijenata određene su tako da je varijanca sume umnožaka ulaznih varijabli i težinskih koeficijenata jednaka 1, odnosno početni težinski koeficijenti određeni su kao slučajne vrijednosti normalne

distribucije između $\pm w_{\max} = \sqrt{3/(n-1)}$ s varijancom jednakom $1/(n-1)$ gdje je $(n-1)$ broj ulaznih varijabli.

Na temelju pogreške učenja i validacije, TNRMSE i VNRMSE, nakon 10 000 koraka odabrana je struktura mreže s 55 neurona u skrivenom sloju (slika 6.3). Pogreške učenja i validacije upravo za tu strukturu mreže imaju najmanje iznose, a također je moguće uočiti kako je pogreška validacije za sve analizirane strukture mreže u određenoj mjeri veća od pogreške učenja, ali istog reda veličine što ukazuje na dobra generalizacijska svojstva mreže. Kao što je već napomenuto, mala vrijednost koeficijenta brzine učenja uzrokovat će da algoritam zahtijeva puno vremena da se uopće približi optimalnom rješenju. S druge strane, velika vrijednost koeficijenta brzine učenja omogućit će algoritmu da se približi optimalnom rješenju, ali uz mogućnost osciliranja oko njega ili divergencije rješenja. Kako bi se odredila vrijednost koeficijenta brzine učenja, za odabranu strukturu mreže proveden je proces učenja s 20 različitih vrijednosti koeficijenta brzine učenja u rasponu između 10^{-5} i 1.



Slika 6.3 TNRMSE i VNRMSE za različit broj neurona u skrivenom sloju neuronske mreže



Slika 6.4 Pogreška neuronske mreže u ovisnosti o koeficijentu brzine učenja za skup podataka za učenje (gore) i validaciju (dolje)

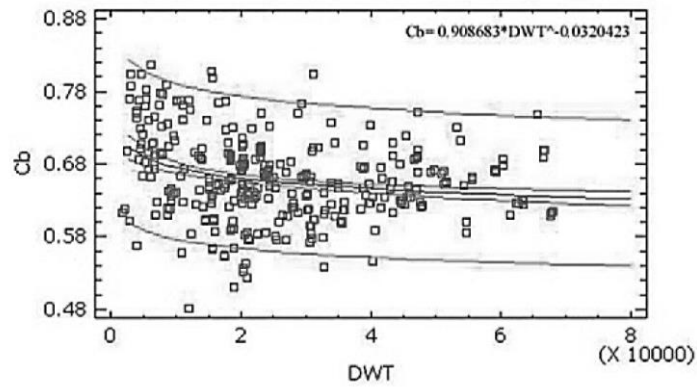
Analizom dobivenih vrijednosti funkcije cilja za različite koeficijente brzine učenja, slika 6.4, na temelju normaliziranih izlaznih vrijednosti te usporedbom dobivenih vrijednosti funkcija cilja odabrana je adekvatna vrijednost koeficijenta brzine učenja $\eta = 0,01$. Vidljivo je kako se povećanjem koeficijenta brzine učenja vrijednost funkcije cilja, za skup podataka učenja, smanjuje te počinje stagnirati oko vrijednosti $5 \cdot 10^{-2}$. Cilj je bio odabrati koeficijent brzine učenja u području gdje krivulja vrijednosti funkcije cilja ima najveći pad. Na temelju skupa podataka za validaciju moguće je uočiti porast vrijednosti funkcije cilja povećavanjem koeficijenta brzine učenja na vrijednost 0,1 te kako krivulja vrijednosti funkcije cilja poprima minimalnu vrijednost upravo u području oko $\eta = 0,01$. Uz koeficijent brzine učenja, variran je i momentum prvog reda čije vrijednosti iznose 0,3, 0,5 i 0,8. Također je analizirana i mogućnost primjene promjenjivog koeficijenta učenja, čija vrijednost se mijenja ovisno o iznosu pogreške u trenutnom koraku iteracije. Iako je promjenjivi koeficijent brzine učenja utjecao povoljno za smanjenje pogreške učenja, vrijednost pogreške skupa podataka za validaciju se povećala. Za odabranu strukturu neuronske mreže, odnosno 55 neurona u skrivenom sloju, proces učenja je potom proveden primjenom LM i SCG algoritma učenja te algoritma Bayesove regularizacije. Pritom su za inicijalizaciju primijenjeni ista matrica i vektor početnih težinskih koeficijenata kao i u slučaju algoritma najstrmijeg pada gradijenta. Analizirane su dobivene točnosti skupa podataka za učenje i validacijskog skupa podataka nakon završenog procesa učenja na temelju normaliziranih, standardiziranih podataka te podataka dobivenih analizom glavnih komponenti.

7. Proračun dodatnog otpora na valovima

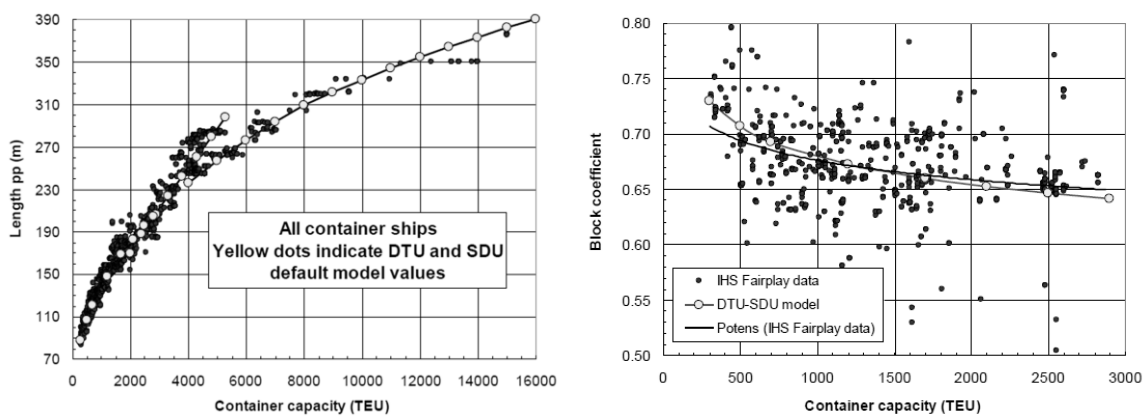
Mogućnost određivanja dodatnog otpora na valovima za različita stanja mora na najprometnijim svjetskim rutama plovidbe prikazana je na primjeru kontejnerskih brodova iz nekoliko razloga. Prvenstveno, kontejnerski brodovi, kao što je već napomenuto u pregledu literature, obavljaju većinu prijevoza tereta u kontejnerima. Plove ustaljenim rutama plovidbe, koje povezuju najvažnije kontejnerske luke na svim kontinentima, a različitost tereta kojeg prevoze omogućuje im relativnu neovisnost o ponudi i potražnji određene vrste tereta. Iz tog razloga, broj i veličina kontejnerskih brodova kontinuirano raste. Zbog unaprijed definiranog i ograničenog vremena dolaska u luke, kontejnerski brodovi koji i inače plove pri većim brzinama u odnosu na ostale tipove trgovačkih brodova, u slučaju plovidbe smanjenom brzinom ili optimizacije brzine plovidbe ne smanjuju značajno brzinu što uzrokuje daljnji porast emisije CO₂. S druge strane, vitkost forme kontejnerskih brodova omogućuje pouzdano određivanje gibanja i dodatnog otpora na valovima primjenom teorije potencijalnog strujanja, koja zbog relativno kratkog proračunskog vremena omogućuje prikupljanje dovoljnog broja podataka za potrebe učenja neuronske mreže.

7.1. Određivanje značajki razmatranih formi kontejnerskih brodova na temelju statističke analize

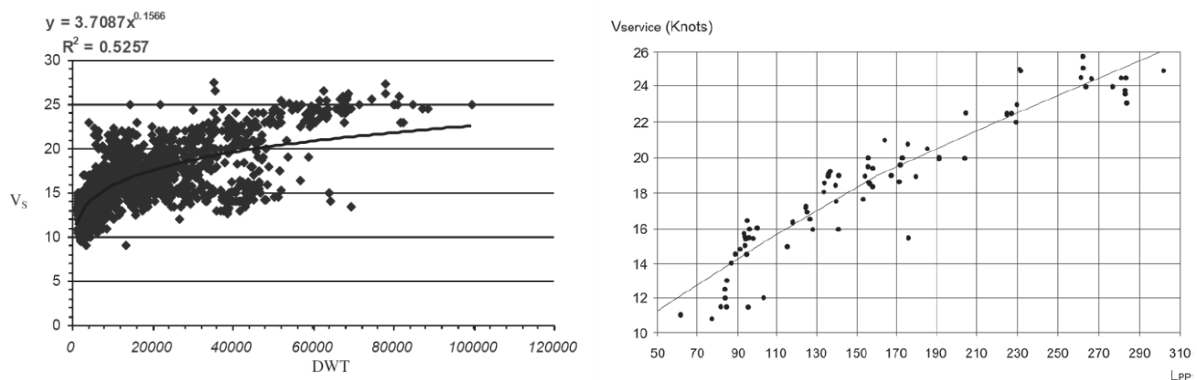
S ciljem definiranja raspona koeficijenta punoće odnosno uzdužnog prizmatičkog koeficijenta formi razmatranih kontejnerskih brodova, korišteni su podaci regresijske analize dostupni u literaturi za postojeće kontejnerske brodove. Raspon koeficijenta punoće forme C_B za brodove do 80 000 tona nosivosti određen je na temelju podataka prikazanih na slici 7.1, gdje je prema [116] nosivost procijenjena na temelju duljine broda između okomica i volumena istisnine. Dobiveni raspon koeficijenta punoće uspoređen je s rezultatima regresijske analize objavljenima u [117] za tri različite kategorije kontejnerskih brodova definirane na temelju kapaciteta: manji kontejnerski brodovi kapaciteta TEU < 2900, 'Panamax' brodovi kapaciteta 1900 < TEU < 5300 te 'Post Panamax' brodovi kapaciteta TEU > 4000. Za svaku formu broda najprije je procijenjen kapacitet TEU kontejnera u ovisnosti o duljini broda, kako bi se na temelju odgovarajućih podataka odredio raspon koeficijenta punoće forme. Na slici 7.2 prikazani su podaci ovisnosti koeficijenta punoće o kapacitetu TEU za prvu kategoriju kontejnerskih brodova.



Slika 7.1 Regresijska analiza ovisnosti koeficijenta punoće forme broda o nosivosti [116]



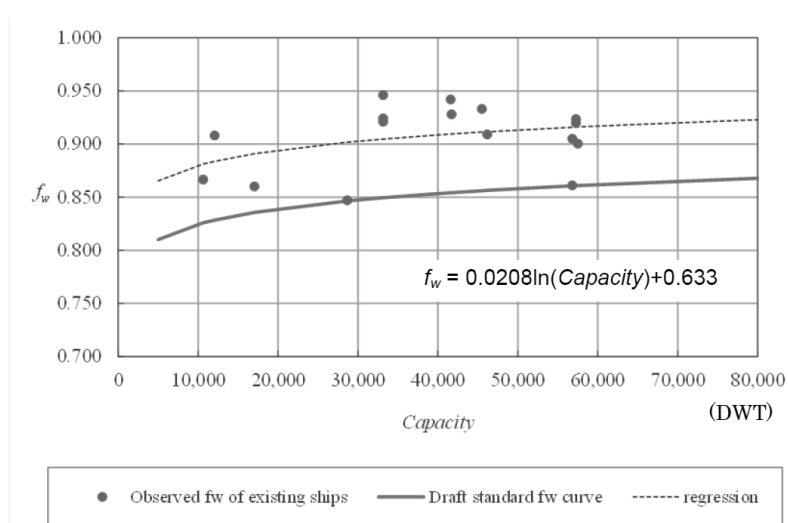
Slika 7.2 Regresijska analiza ovisnosti duljine broda (lijevo) i koeficijenta punoće forme broda (desno) o kapacitetu TEU kontejnera [117]



Slika 7.3 Regresijska analiza brzine kontejnerskog broda u ovisnosti o nosivosti (lijevo) i duljini između okomica (desno) [116]

Na temelju regresijske analize brzine kontejnerskog broda u ovisnosti o nosivosti te duljini između okomica, određena je projektna brzina za svaku od navedenih formi brodova, slika 7.3. Obzirom da na izraženijim stanjima mora brod nije u mogućnosti održati projektnu brzinu plovidbe te s ciljem mogućnosti primjene dobivenih podataka za optimizaciju rute plovidbe ili

brzine plovidbe na određenoj ruti, određena je održiva brzina na temelju vremenskog faktora odnosno koeficijenta smanjenja brzine f_w . Njegovo određivanje preporučeno je od strane IMO kako bi se procijenio ostvareni EEDI postojećih brodova u plovidbi [118]. f_w predstavlja nenamjerno smanjenje brzine na tzv. reprezentativnom stanju mora koje je definirano valnom visinom, frekvencijom te brzinom vjetera pri konstantnoj snazi motora. Reprezentativno stanje mora određeno je Beaufortovim brojem 6, valovima u pramac značajne valne visine od 3 m i srednjeg perioda vala od 6,7 s. U okviru ovog istraživanja, pad brzine određen je na temelju standardne krivulje f_w dobivene za stvarne podatke pada brzine kontejnerskih brodova u ovisnosti o nosivosti, slika 7.4.



Slika 7.4 Faktor smanjenja brzine u ovisnosti o nosivosti kontejnerskog broda [118]

7.2. Modifikacije forme kontejnerskog broda

Promjena formi postojećih kontejnerskih brodova u okviru promjene prizmatičkog koeficijenta, položaja težišta volumena istisnine ili duljine paralelnog srednjaka omogućuje sustavno variranje formi brodova s ciljem određivanja vrijednosti sile otpora. Pomicanjem rebara broda u uzdužnom smjeru, vrijednost koeficijenta glavnog rebara ostaje nepromijenjena, a poprečni presjeci istih površina kod originalne i modificirane forme imaju isti oblik, ali se nalaze na različitom položaju duž broda [119]. Razmatrana je samo polovina duljine broda, dakle posebno pramčani, a posebno krmni dio broda. Prema slici 7.5, krivulja određena točkama A, B i C predstavlja pramčani (ili krmni) dio areale rebara jedinične duljine i jedinične ordinate areale rebara. Slijedi da su sve horizontalne dimenzije normalizirane s polovinom duljine broda, a površina ispod krivulje ABC predstavlja prizmatički koeficijent polovine originalne forme

broda. Položaj težišta površine ispod krivulje ABC u odnosu na glavno rebro nalazi se na bezdimenzijskoj udaljenosti \bar{x} , dok je položaj određenog poprečnog presjeka označen s x . Duljina pramčanog dijela paralelnog srednjaka u odnosu na glavno rebro definirana je s p , a ordinata y predstavlja ordinatu površine poprečnog presjeka na položaju x . Uzdužni prizmatički koeficijent broda definiran je kao:

$$C_p = \frac{C_B}{C_M} = \frac{\frac{\nabla}{LBT}}{\frac{A_M}{BT}} = \frac{\nabla}{LA_M} \quad (7.1)$$

gdje je C_M koeficijent glavnog rebra, a A_M površina glavnog rebra.

Veličina δC_p je željena promjena prizmatičkog koeficijenta predstavljena s osjenčanom površinom, slika 7.5, čije težište je od glavnog rebra udaljeno za h . Veličina δp je promjena duljine paralelnog srednjaka koji završava u točki B' gledano od glavnog rebra. Kako bi se postigla tražena promjena prizmatičkog koeficijenta, poprečni presjek na položaju x pomiče se za δx . Konačno, krivulja AB'C predstavlja arealu rebara polovine duljine broda čiji prizmatički koeficijent iznosi $C_p + \delta C_p$. Navedenu metodu modifikacije forme moguće je primijeniti za slučaj brodova s i bez paralelnog srednjaka, s ciljem dodavanja paralelnog srednjaka ukoliko ga brod nema ili promjenu njegove duljine uz zadržavanje originalne ili promjenu vrijednosti prizmatičkog koeficijenta [119]. Kako bi se pomicanje poprečnih presjeka zadržalo unutar realnih granica, obrativši posebnu pažnju na izgled vodnih linija, definirane su granice maksimalne promjene prizmatičkog koeficijenta ovisno o prethodno navedenim slučajevima.

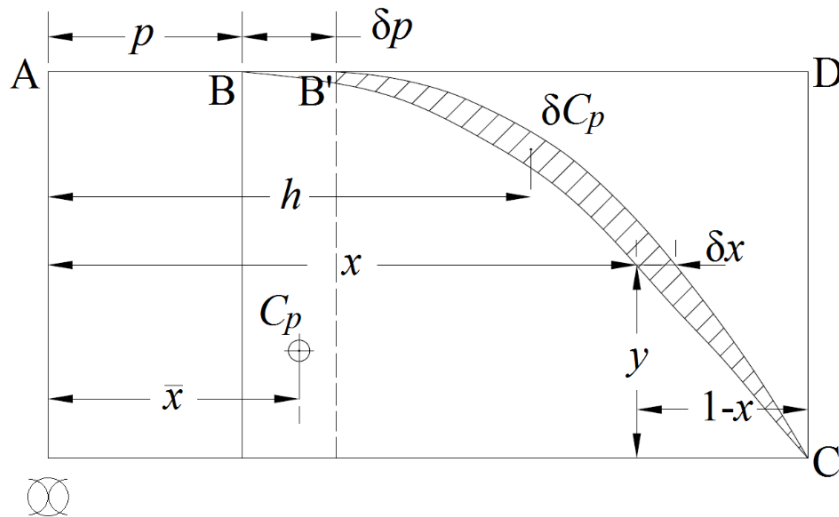
Pomicanjem rebara pramčanog i krmenog dijela broda, odnosno smanjenjem ili povećanjem prizmatičkog koeficijenta, uzdužni položaj težišta volumena istisnine ostaje nepromijenjen. Alternativni pristup je promjena uzdužnog položaja težišta volumena istisnine, pomicanjem poprečnih presjeka uz zadržavanje konstantnog prizmatičkog koeficijenta.

U općenitom slučaju, praktične granice promjene prizmatičkog koeficijenta pramčanog i krmenog dijela forme broda dane su kao [119]:

$$\delta C_p = \frac{\delta p(1 - C_p) \pm \frac{A}{2} \left(1 - \frac{\delta p}{1 - p} \right)}{1 - p} \quad (7.2)$$

gdje je A konstanta ovisna o geometrijskim značajkama forme broda definirana na sljedeći način:

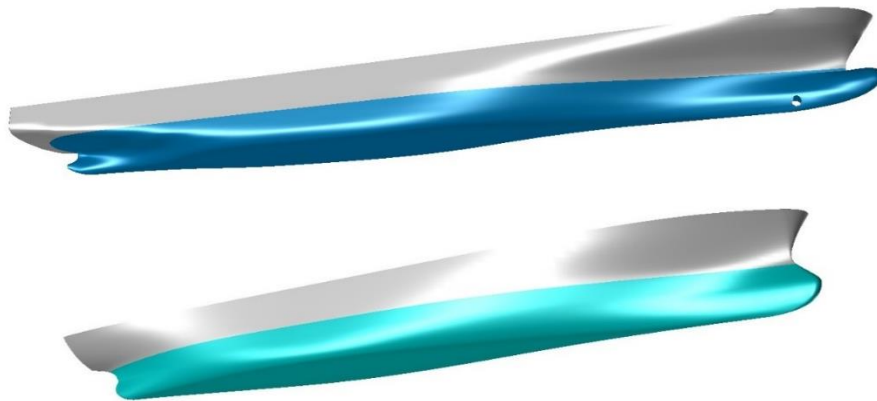
$$A = C_p(1 - 2\bar{x}) - p(1 - C_p) \quad (7.3)$$



Slika 7.5 Promjena prizmatičkog koeficijenta polovine duljine broda

Izraze za specifične, prethodno navedene slučajeve, moguće je dobiti uvrštavanjem nultih vrijednosti za δC_p , p ili δp po potrebi. Za svaku od originalnih formi na temelju areale rebara očitane su vrijednosti položaja težišta površine ispod areale rebara pramčanog i krmenog dijela forme broda te duljina paralelnog srednjaka ukoliko postoji. Na temelju definiranih granica promjene prizmatičkog koeficijenta pramčanog i krmenog dijela određene su maksimalna i minimalna vrijednost ukupnog prizmatičkog koeficijenta. Ukoliko je prizmatički koeficijent prilikom modifikacije forme držan konstantnim, a poprečni presjeci pomicali s ciljem promjene uzdužnog položaja težišta volumena istisnine, granice u odnosu na glavno rebro određene su na temelju koeficijenta punoće forme prema [116].

Kako bi se osigurao dovoljan broj različitih formi modernih kontejnerskih brodova, 15 formi brodova preuzetih iz [120] modificirano je prema metodi Lackenby-ja [119]. Primjeri formi brodova (CS1 i CS5) korištenih u proračunima prikazani su na slici 7.6. Pored toga, u svrhu validacije rezultata te analize osjetljivosti rezultata dodatnog otpora na valovima, izvršena je i modifikacija forme KCS broda. Pregled značajki originalnih i modificiranih formi kontejnerskih brodova dan je u tablicama 7.1 i 7.2.



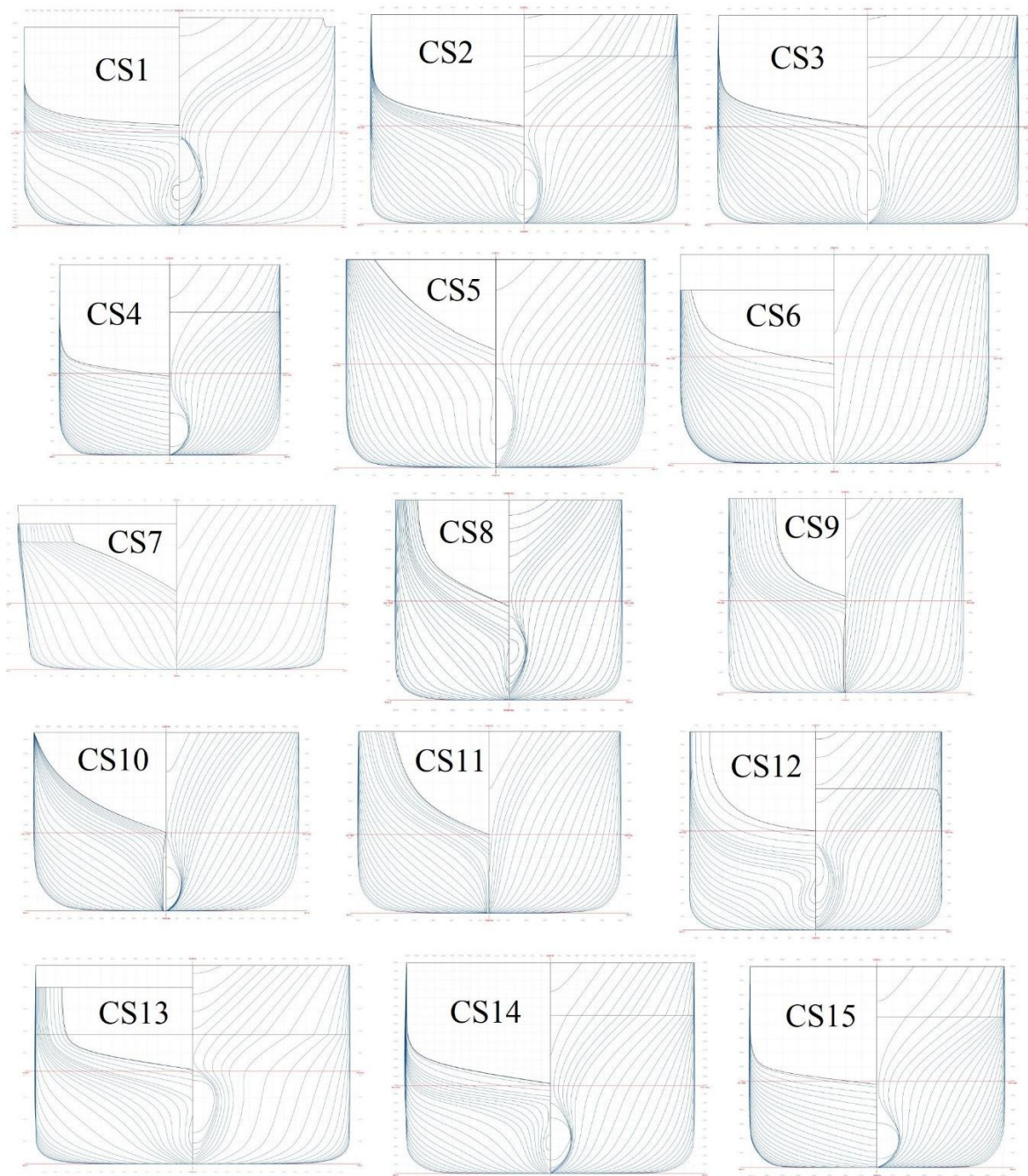
Slika 7.6 Forma kontejnerskog broda CS1 (gore) i CS5 (dolje)

Tablica 7.1 Značajke razmatranih izvornih formi kontejnerskih brodova [120]

	L_{PP} , m	B , m	T , m	LCB , %	C_M	C_B	C_P	∇ , m^3	V_1 , čv	V_2 , čv
CS1	319	42,8	13	-3,49	0,9682	0,5907	0,6100	104841,9	22	19,1
CS2	153	25	8	-0,691	0,9836	0,6583	0,6693	21357,9	18	15
CS3	132	21,5	7	-0,691	0,9836	0,6583	0,6693	13865,9	16	13,2
CS4	247	32,26	12	-2,438	0,9589	0,6057	0,6316	61018,5	24	20,5
CS5	178	25,85	9	-0,849	0,9598	0,5853	0,610	24457,2	21	17,6
CS6	234	32,42	11,25	-1,464	0,9506	0,6812	0,7166	59445,3	19	16,2
CS7	106	20,3	4,25	0,138	0,9622	0,7146	0,7426	6221,82	15	12,1
CS8	104,8	18	7,9	-0,499	0,9697	0,6173	0,6366	9937,3	15	12,3
CS9	155,4	23,3	9,2	-1,683	0,9878	0,5619	0,5689	19473,8	19	15,8
CS10	300	37	11	-2,963	0,9305	0,5292	0,5687	67244	26	22,3
CS11	196	28	8,5	-1,614	0,9622	0,5721	0,5946	26687,6	21	17,6
CS12	120,7	19	7,5	-0,886	0,9824	0,6682	0,6802	12537,6	16	13,2
CS13	215	27	8	-0,216	0,9769	0,7097	0,7265	34808	22	18,6
CS14	360	49	15	-1,137	0,9632	0,5830	0,6053	164760,5	25	21,9
CS15	340	44	15	-2,438	0,9588	0,6100	0,6360	143199,6	26	22,7

Uz originalne forme brodova, od svih generiranih formi brodova izdvojeno je pet modifikacija s većim korakom variranih parametara za provođenje hidrodinamičkih proračuna. Iako je cilj bio svaku formu broda modificirati na način da se ostvare barem tri različita uzdužna položaja težišta volumena istisnine, zbog definiranih ograničenja to nije bilo moguće. Naime, promjena položaja težišta volumena istisnine kod nekih modificiranih formi brodova nije dovoljno velika

da bi značajnije utjecala na dodatni otpor na valovima. Iz tog je razloga za neke od originalnih formi brodova modifikacijom ostvaren jedan ili dva uzdužna položaja težišta volumena istisnine. Za takve forme brodova, a kako bi uz originalnu formu broda ukupan broj modifikacija iznosio pet, izdvojeno je više modifikacija s različitom vrijednošću prizmatičkog koeficijenta, tablica 7.2. Valja napomenuti kako se postotna udaljenost uzdužnog položaja težišta volumena istisnine LCB odnosi na udaljenost LCB od glavnog rebra u odnosu na duljinu broda između okomica. Negativna vrijednost označava da se položaj LCB nalazi bliže krmi, a pozitivna vrijednost bliže pramcu u odnosu na glavno rebro.



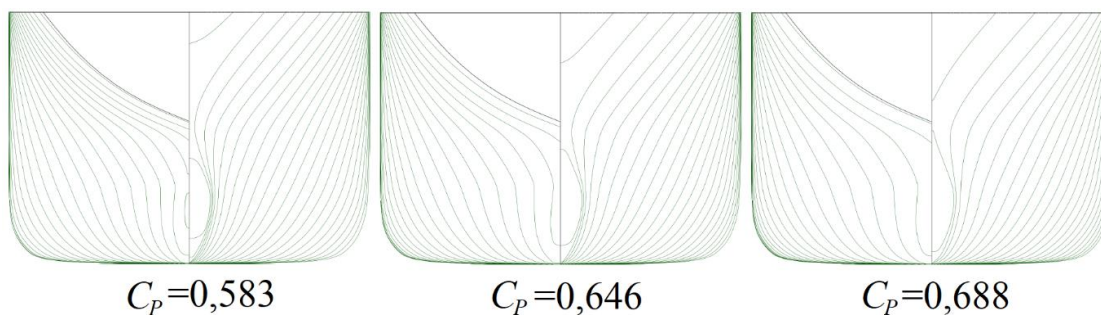
Slika 7.7 Nacrti rebara razmatranih izvornih formi kontejnerskih brodova [120]

Tablica 7.2. Značajke modificiranih formi kontejnerskih brodova

	CS1	CS2	CS4	CS6	CS10	CS11	CS14	
C_{P2}	0,641 (CS11)	0,630 (CS21)	0,667 (CS41)	0,684 (CS61)	0,601 (CS101)	0,53 (CS111)	0,571 (CS141)	
∇_2, m^3	109710 (CS11)	20056 (CS21)	64259 (CS41)	56564 (CS61)	70918 (CS101)	23727 (CS111)	155100 (CS141)	
C_{P3}	0,672 (CS12)	0,712 (CS22)	0,699 (CS42)	0,768 (CS62)	0,634 (CS102)	0,655 (CS112)	0,641 (CS142)	
∇_3, m^3	115200 (CS12)	22672 (CS22)	67343 (CS42)	63456 (CS62)	74825 (CS102)	29342 (CS112)	174090 (CS142)	
LCB_1, m	150 (CS13)	72 (CS23)	116,09 (CS43)	114,66 (CS63)	144 (CS103)	96,04 (CS113)	173,52 (CS143)	
LCB_2, m	152 (CS14)	74 (CS24)	118,56 (CS44)	115,83 (CS64)	147 (CS104)	97,02 (CS114)	178,2 (CS144)	
LCB_3, m	154 (CS15)	76 (CS25)	121,03 (CS45)	118,2 (CS65)	150 (CS105)	98,392 (CS115)	180,72 (CS145)	
	CS3	CS5	CS7	CS8	CS9	CS12	CS13	CS15
C_{P2}	0,610 (CS31)	0,583 (CS51)	0,676 (CS71)	0,608 (CS81)	0,587 (CS91)	0,621 (CS121)	0,676 (CS131)	0,597 (CS151)
∇_2, m^3	12608 (CS31)	23326 (CS51)	5648,8 (CS71)	9461,5 (CS81)	20043 (CS91)	11137 (CS121)	32304 (CS131)	135010 (CS151)
C_{P3}	0,641 (CS32)	0,646 (CS52)	0,707 (CS72)	0,67 (CS82)	0,607 (CS92)	0,662 (CS122)	0,696 (CS132)	0,617 (CS152)
∇_3, m^3	13250 (CS32)	25843 (CS52)	5907,3 (CS72)	10429 (CS82)	20727 (CS92)	11874 (CS122)	33256 (CS132)	139540 (CS152)
C_{P4}	0,702 (CS33)	0,688 (CS53)	0,779 (CS73)	0,701 (CS83)	0,628 (CS93)	0,723 (CS123)	0,768 (CS133)	0,657 (CS153)
∇_4, m^3	14513 (CS33)	27521 (CS53)	6508,3 (CS73)	10909 (CS83)	21446 (CS93)	12966 (CS123)	36696 (CS133)	148610 (CS153)
C_{P5}	/	/	0,811 (CS74)	/	/	/	/	/
∇_5, m^3	/	/	6775,6 (CS74)	/	/	/	/	/
LCB_1, m	64 (CS34)	89 (CS54)	52 (CS75)	49 (CS84)	76,146 (CS94)	57,936 (CS124)	105,35 (CS134)	159,8 (CS154)
LCB_2, m	66 (CS35)	90,78 (CS55)	/	50 (CS85)	77,7 (CS95)	60,35 (CS125)	109,65 (CS135)	166,6 (CS155)

Nacrti rebara originalnih formi prikazani su na slici 7.7. Važno je napomenuti kako je za svaku formu proračun proveden s tri različite vrijednosti radijusa tromosti mase kod posrtanja i zaošijanja, koje su određene kao 24%, 25% i 26% duljine broda između okomica. Radijus tromosti mase kod ljuljanja određen je kao 35% širine broda. Navedene vrijednosti radijusa tromosti mase približno odgovaraju stvarnim vrijednostima te ih je moguće koristiti za aproksimaciju ukoliko stvarni podaci o radijusima tromosti mase nisu poznati [2].

Od 15 originalnih formi, modifikacijom je dobiveno ukupno 90 različitih formi kontejnerskih brodova za koje su provedeni hidrodinamički proračuni pri različitim brzinama i za različite značajke mase. Dakle, za svaku od originalnih formi brodova, uz originalnu formu, postoji pet modifikacija, bilo da se radi o promjeni uzdužnog položaja težišta volumena istisnine ili prizmatičkog koeficijenta. Rasponi vrijednosti značajki forme, mase te brzine broda iznose kako slijedi: duljina između okomica $L_{pp}=104,8\div 360$ m, širina $B=18\div 49$ m, gaz $T=4,25\div 15$, volumen istisnine $\nabla=5648,7\div 174090$ m³, uzdužni položaj težišta volumena istisnine u odnosu na krmenu okomicu $LCB=49\div 180,72$ m, koeficijent punoće forme broda $C_B=0,510\div 0,780$, prizmatički koeficijent $C_p=0,530\div 0,811$, brzina plovidbe $V=12,1\div 26$ čv i radijus tromosti mase $r_{yy}=25,15\div 93,6$ m. Nacrti rebara modificiranih formi kontejnerskog broda CS5 različitih vrijednosti prizmatičkog koeficijenta prikazani su na slici 7.8.



Slika 7.8 Nacrti rebara CS5 kontejnerskog broda za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta

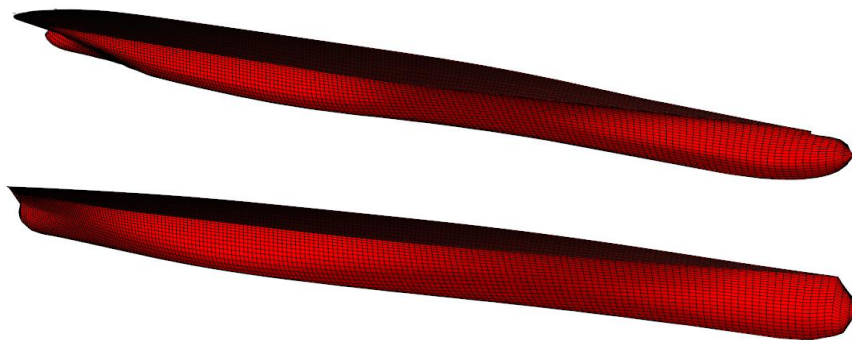
7.3. Priprema ulaznih podataka za provođenje hidrodinamičkih proračuna panelnom metodom

Za provođenje hidrodinamičkih proračuna primijenjen je programski paket HydroSTAR [121] temeljen na linearnoj potencijalnoj teoriji strujanja fluida, koji omogućuje rješavanje problema difrakcije i radijacije valova prvog reda te određivanje kvadratne prijenosne funkcije (QTF) uslijed valnog opterećenja drugog reda sa i bez brzine napredovanja broda te u vodi

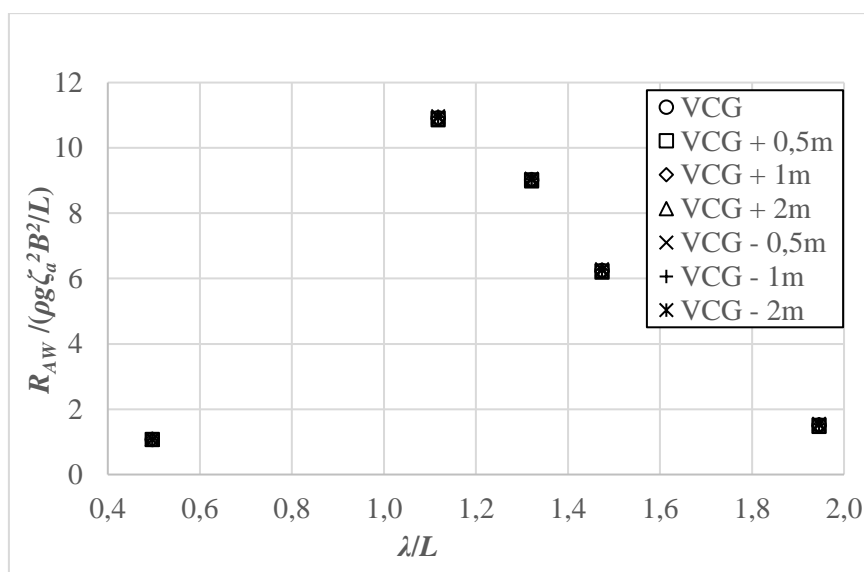
(ne)ograničene dubine. Na temelju očitavanja točaka na poprečnim presjecima (rebrima) kontejnerskih brodova, podvodni dio forme te unutrašnja slobodna površina diskretizirani su kvadrilateralnim panelima, slika 7.9. Na taj način je geometrija trupa broda opisana položajima čvorova panela, a svaka forma kontejnerskog broda u prosjeku ima ukupno oko 10 000 panela na trupu i unutrašnjoj slobodnoj površini. Kapaciteti izvora raspodijeljenih po panelima su konstantni, a derivacija potencijala brzine u smjeru normale određuje se u središtu svakog panela kao normalna komponenta brzine u toj točki, što rezultira jednakim brojem jednadžbi i panela. Susjedni paneli moraju biti približno jednake veličine, kako izvor na većem panelu ne bi utjecao na susjedne manje panele. Također, paneli ne smiju biti izduženi, odnosno gornja granica omjera stranica panela treba iznositi oko pet. Referentni koordinatni sustav je postavljen tako da se njegovo ishodište nalazi se na sjecištu krmene okomice broda i slobodne površine s pozitivnim smjerom osi z prema gore, slika 2.1. Unutar programskog paketa HydroSTAR mreža panela generirana je pomoću tzv. automatskog generatora mreže (engl. *Automatic Mesh Generator*, AMG), koji koristi adaptivno kosinusno pravilo na temelju unaprijed definiranih točaka koje opisuju poprečne presjeke broda. Na taj način se veličina panela smanjuje od dna broda prema vodnoj liniji što omogućuje finiju diskretizaciju u području vodne linije. Kako bi se odredila relativna valna elevacija, valna elevacija duž trupa broda određuje se na panelima duž vodne linije. Tlak na panelima, koji su najbliži vodnoj liniji, koristi se za određivanje valne elevacije pomoću kinematičko-dinamičkog rubnog uvjeta na slobodnoj površini. Prilikom određivanja relativne valne elevacije potrebno je uzeti u obzir potencijal brzine nailaznog vala te valove radijacije i difrakcije. Koordinatni sustav za rješavanje problema difrakcije i radijacije smješten je u položaju težišta volumena istisnine, a rješenje jednadžbe dinamičke ravnoteže svedeno je na položaj težišta broda G , slika 2.1. U početnom trenutku proračuna, maksimalna valna amplituda, odnosno položaj valnog brijega, nalazi se na uzdužnom položaju težišta volumena istisnine.

Za provođenje hidrodinamičkih proračuna potrebno je poznavati značajke mase broda. Osim mase broda, određene hidrostatskim proračunom, za svaku formu procijenjen je vertikalni položaj težišta broda na temelju glavnih izmjera broda te metacentarske visine odnosno perioda ljuljanja primjenom približnih izraza definiranih u okviru preliminarnog osnivanja broda [116], [122]. Kao što je pokazano u [123], utjecaj vertikalnog položaja težišta broda na dodatni otpor na valovima u pramac gotovo je zanemariv, slika 7.10. Razmatrajući pojedine članove u jednadžbi dinamičke ravnoteže broda (2.24), moguće je zaključiti da je matrica masa, nakon promjene položaja težišta broda, ostala nepromijenjena. To je i očekivano, obzirom da je

koordinatni sustav postavljen u težištu broda. S druge strane, pojedini članovi unutar matrice dodatne mase i prigušenja nakon promjene položaja težišta broda se neznatno mijenjaju posebice za slučaj poniranja i posrtanja. Također, u matrici povratnih sila, uzdužna metacentarska visina koja poprima veliku vrijednost neznatno se mijenja promjenom vertikalnog položaja težišta broda po visini te tako ne utječe znatno na dodatni otpor broda na valovima. Kao što je već napomenuto, iznosi radijusa tromosti mase definirani u odnosu na položaj težišta broda, koji imaju značajniji utjecaj na dodatni otpor na valovima, varirani su u hidrodinamičkim proračunima kao postotak duljine broda između okomica. Obzirom da su proračuni provedeni na temelju teorije potencijalnog strujanja, osim radijacijskog prigušenja ne postoji ni jedna druga komponenta prigušenja, kao što je na primjer viskozno prigušenje. Viskoznost realnog fluida uobičajeno ima veći utjecaj na prigušenje ljuľljanja broda u odnosu na radijacijsko prigušenje [75].



Slika 7.9 Forme kontejnerskih brodova diskretizirane panelima CS1 (gore), CS5 (dolje) [121]

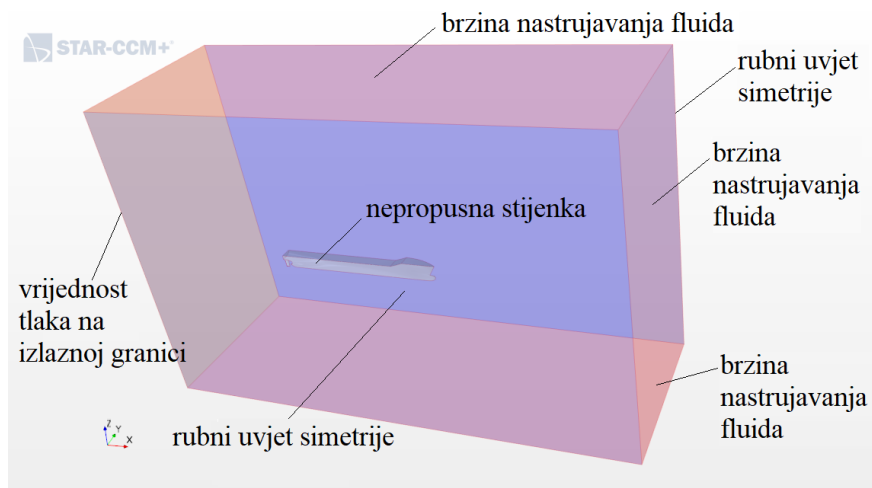


Slika 7.10 Utjecaj vertikalnog položaja težišta broda na dodatni otpor na pravilnim valovima KCS broda [123]

Unutar programskog paketa HydroSTAR [121] viskozno prigušenje uzeto je u obzir u matrici prigušenja kao linearno prigušenje u postotku kritičnog prigušenja, čija vrijednost iznosi 3-5% za kontejnerske brodove. Proračuni su provedeni za brodove u naravnoj veličini, a frekvencije nailaznih pravilnih valova definirane su u rasponu od 0,1 do 1,5 rad/s s korakom od 0,05. Hidrodinamički proračuni odziva prvog reda te dodatnog otpora na valovima na temelju direktne integracije tlaka provedeni su pri različitim brzinama u morskoj vodi neograničene dubine.

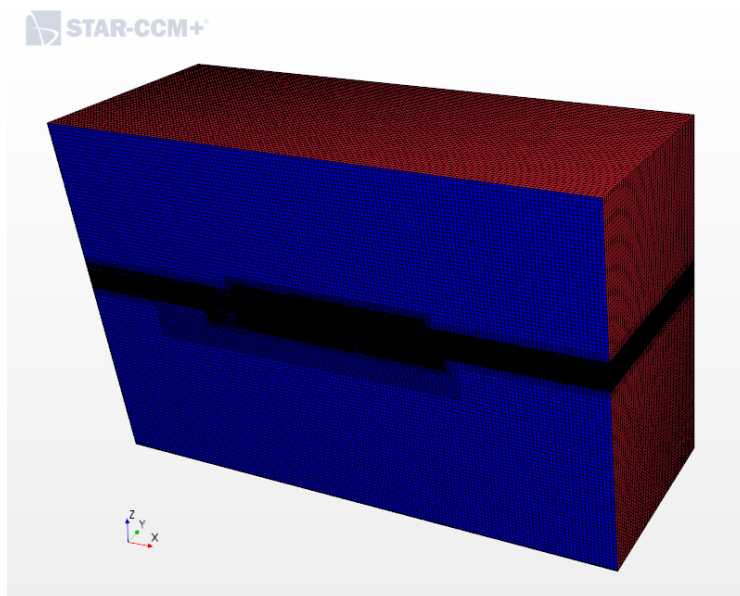
7.4. Numeričke postavke hidrodinamičkih proračuna metodom konačnih volumena

Proračuni dodatnog otpora broda na valovima primjenom teorije viskoznog strujanja fluida provedeni su primjenom komercijalnog programskog paketa STAR-CCM+ [85]. Proračunska domena diskretizirana je heksaedarskim konačnim volumenima, a generirana nestrukturirana mreža konačnih volumena jednaka je za provedene simulacije ukupnog otpora broda u mirnoj vodi i na valovima za pojedinu formu broda. Kao što je već napomenuto, u cilju numeričkog simuliranja gibanja broda na valovima, primijenjen je algoritam deformacije mreže. Numeričke simulacije provedene su s modelom KCS broda, kojem je bilo omogućeno poniranje i posrtanje, te s modificiranim formama modela KCS broda za prizmatičke koeficijente jednake 0,629 i 0,69. Dobiveni rezultati uspoređeni su s dostupnim eksperimentalnim rezultatima iz literature te s rezultatima dobivenim primjenom teorije potencijalnog strujanja, a proveden je i postupak verifikacije dobivenih rezultata. Granice proračunske domene smještene su na udaljenosti $1,2 L_{pp}$ od trupa broda u svim smjerovima, osim u pozitivnom smjeru z osi. Drugim riječima, jedino je gornja granica domene smještena na udaljenosti L_{pp} od trupa broda. Rubni uvjeti postavljeni na granicama proračunske domene definirani su na sljedeći način: na ulaznoj, gornjoj i donjoj granici domene definirana je brzina nastrujavanja fluida te nulti gradijent tlaka (engl. *velocity inlet*); na simetralnoj ravnini i bočnoj granici paralelnoj sa simetralnom ravninom zadan je rubni uvjet simetrije, što odgovara nultom gradijentu u smjeru normale te normalnoj komponenti brzine jednakoj nuli (engl. *symmetry plane*); na izlaznoj granici zadana je vrijednost tlaka te nulti gradijent brzine (engl. *pressure outlet*); na trupu broda, koji predstavlja nepropusnu stijenku, zadan je rubni uvjet da je brzina jednaka nuli (engl. *no-slip wall*), obzirom da brod miruje, a fluid nastrujava na njega, slika 7.11.



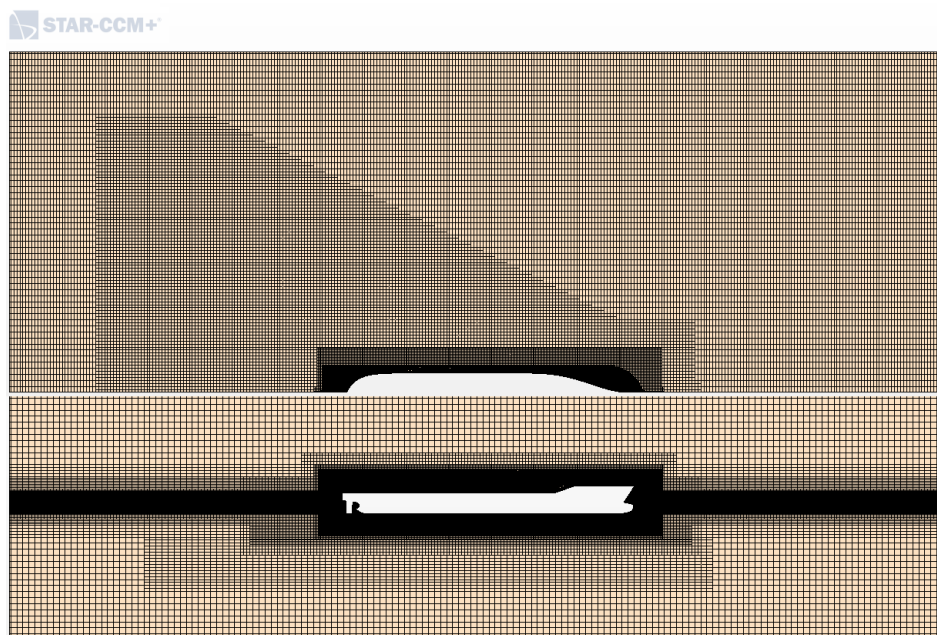
Slika 7.11 Proračunska domena i postavljeni rubni uvjeti

Zbog simetrične slike strujanja, generirana je samo polovina proračunske domene s ravninom simetrije koja odgovara simetralnoj ravnini broda. Diskretizacija konačnim volumenima provedena je pomoću tzv. engl. *trimmed cell mesher*-a, koji na temelju površine trupa broda i definirane debljine prizama graničnog sloja, definira površinu udaljenu za debljinu prizama graničnog sloja od trupa broda. Debljina prizama graničnog sloja predstavlja debljinu konačnih volumena okomitih na površinu trupa broda u području graničnog sloja. Potom se diskretizira područje graničnog sloja od definirane površine do trupa broda. Područje oko trupa broda, posebice pramca i krme te područje slobodne površine dodatno je profinjeno, odnosno diskretizirano manjim konačnim volumenima, čija je veličina definirana kao postotak osnovne veličine konačnog volumena. Važno je napomenuti da su sve veličine, osim onih koje definiraju prizme graničnog sloja, definirane u odnosu na osnovnu veličinu konačnog volumena (engl. *base size*). Područje graničnog sloja je diskretizirano na način da je, a kako bi se zadovoljila minimalna vrijednost y^+ parametra, definirana apsolutna debljina te broj slojeva prizama, koji iznosi šest. Također je definiran faktor raspodjele prizama, koji iznosi 1,3, a predstavlja omjer između debljine susjednih slojeva prizmi. Time je vrijednost bezdimenzijske udaljenosti od stijenke y^+ u prvom konačnom volumenu uz stijenk u svim simulacijama veća od 30. Mreža konačnih volumena prikazana je na slici 7.12, a presjeci domene na slici 7.13. Profinjenje mreže konačnih volumena na slobodnoj površini zadovoljava preporuku ITTC-a [89] prema kojoj je potrebno osigurati minimalno 20 konačnih volumena po valnoj visini te minimalno 80 po valnoj duljini.



Slika 7.12 Mreža konačnih volumena proračunske domene

Kako bi se proveo postupak verifikacije, generirane su tri mreže konačnih volumena različite gustoće na način da je osnovna veličina konačnog volumena množena s $\sqrt{1,7}$, što je rezultiralo grubom, srednjom i finom mrežom konačnih volumena. Iako je uobičajen faktor profinjenja mreže $\sqrt{2}$, obzirom na zahtjevnost numeričkih proračuna primjenom fine mreže, odabran je manji faktor profinjenja [17], [16]. Broj konačnih volumena grube mreže iznosi 2 024 615, srednje mreže 4 113 805, a fine mreže 8 230 219. Osnovna veličina konačnog volumena srednje mreže iznosi 0,04 m.

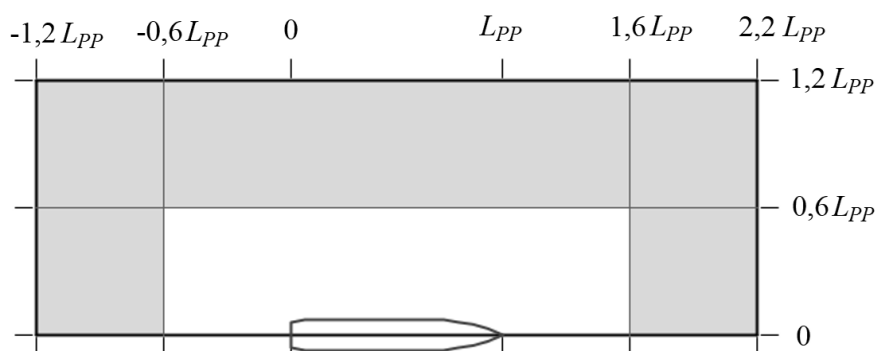


Slika 7.13 Presjeci mreže konačnih volumena proračunske domene

Vremenski korak u nestacionarnim numeričkim simulacijama na valovima definiran je kao $T_e/2^9$ prema [15]. Time je zadovoljena preporuka ITTC-a prema kojoj je potrebno osigurati minimalno 100 vremenskih koraka po susretnom periodu. Navedeni vremenski korak također zadovoljava uvjet da Courantov broj bude manji ili jednak jedan zbog osiguravanja numeričke stabilnosti. Za diskretizaciju nestacionarnog člana primijenjena je implicitna vremenska diskretizacija drugog reda točnosti. Vremenski korak u simulacijama pokusa otpora u mirnoj vodi definiran je kao $T/200$, gdje T predstavlja omjer brzine strujanja fluida i duljine modela broda. Duljina zone prigušenja u numeričkim simulacijama u mirnoj vodi definirana je u ovisnosti o vremenu na način da se u prvih 30 sekundi povećanjem vremena t zona prigušenja smanjuje prema izrazu $(L_{pp} - 0,4(L_{pp}/30)t)$ te iznosi $0,6 L_{pp}$ za $t > 30$ s. U numeričkim simulacijama pokusa otpora u mirnoj vodi valovi su prigušeni uz ulaznu, izlaznu i bočnu granicu domene.

U numeričkim simulacijama na valovima, zona u kojoj se rješenje diskretiziranih jednadžbi postupno svodi na teorijsko rješenje, koje odgovara zadanom nailaznom valu, prikazana je na slici 7.14 i iznosi $0,6 L_{pp}$. Postavljena je uz ulaznu, izlaznu i bočnu granicu proračunske domene te omogućuje očuvanje propagacije zadanog nailaznog vala kroz proračunsku domenu te ujedno apsorpciju reflektiranih valova. Nailazni val definiran je kao Stokesov val petog reda [85]. Za određivanje koeficijenta dodatnog otpora na valovima korištena je srednja vrijednost prve harmonijske komponente valne amplitude prema Fourierovoj analizi.

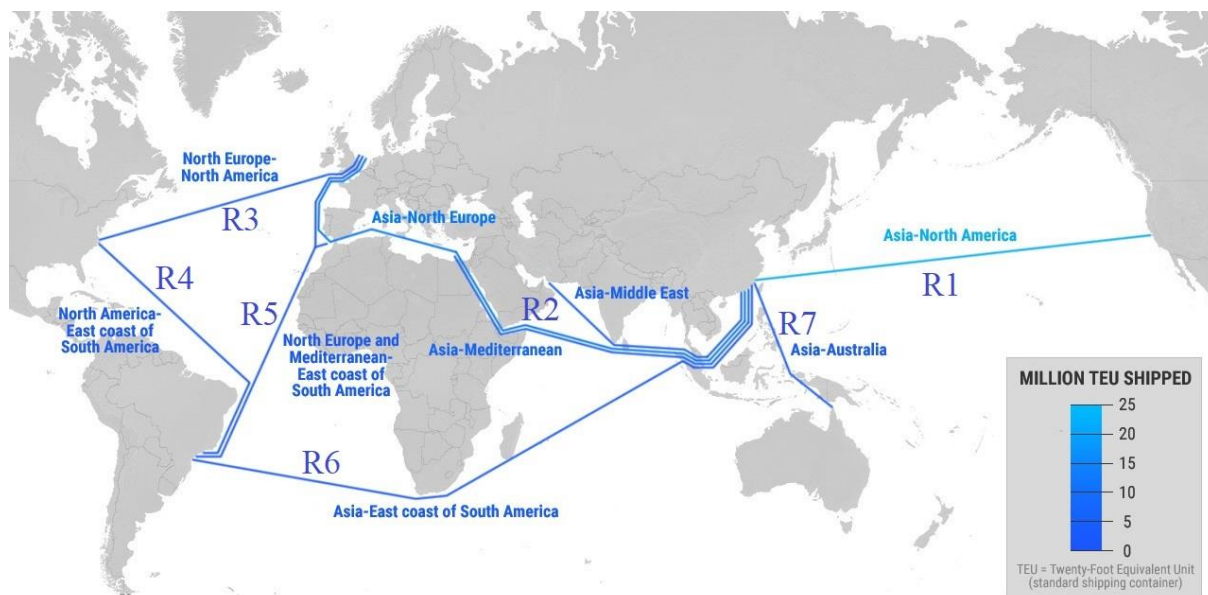
Srednja vrijednost sile ukupnog otpora na valovima određena je na temelju Fourierove analize za posljednjih šest susretnih perioda, dok je sila ukupnog otpora u mirnoj vodi određena kao srednja vrijednost zabilježena tijekom posljednjih 20 s ukupnog vremena numeričke simulacije, kada je rješenje u potpunosti konvergiralo.



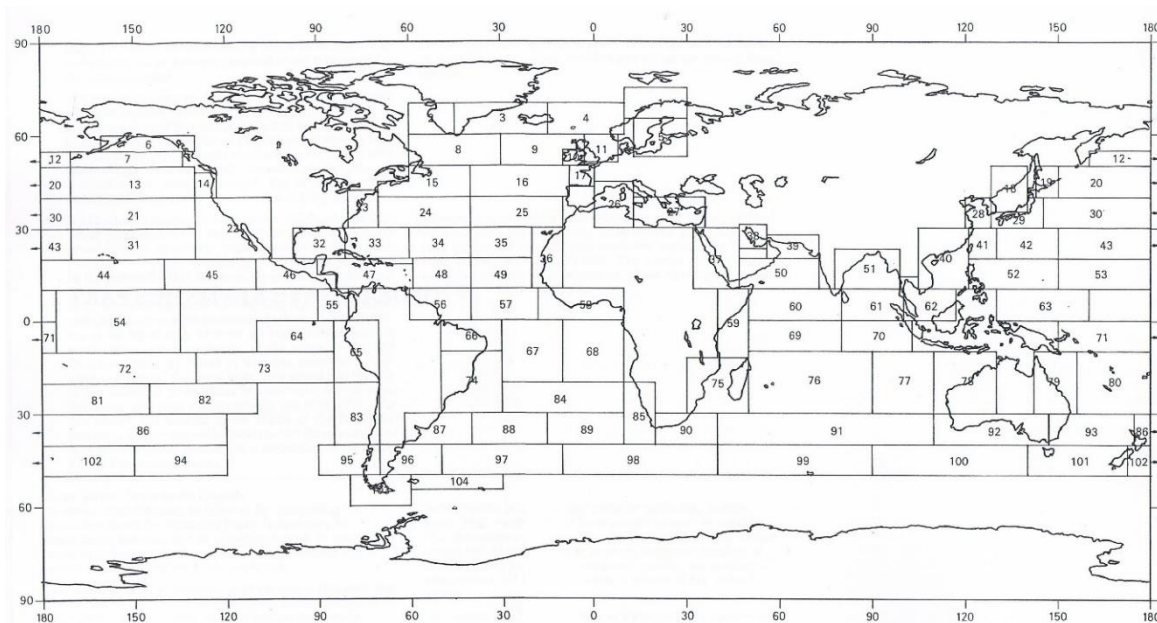
Slika 7.14 Zona prigušenja u numeričkim simulacijama na valovima

7.5. Najučestalija stanja mora na glavnim rutama plovidbe kontejnerskih brodova

Najprometnije i glavne svjetske rute plovidbe kontejnerskih brodova definirane na temelju godišnjeg prijevoza standardnih TEU kontejnera prikazane su na slici 7.15. Na slici je vidljivo kako je Azija vodeći kontinent po količini prevezenih kontejnera, obzirom da je 70% najvećih i najprometnijih kontejnerskih luka smješteno upravo ondje. Na temelju podjele svjetskih mora na područja odnosno kvadrante prema GWS-u, za koje su poznati statistički podaci energije morskih valova, za sve glavne rute plovidbe analizirana je vjerojatnost pojavljivanja određenog stanja mora kao kombinacije značajne valne visine i perioda vala za sve kvadrante kroz koje određena ruta prolazi, slika 7.16. Za rute plovidbe R1 do R7 statistička analiza vjerojatnosti pojavljivanja određenog stanja mora napravljena je kumulativno za pojedinu rutu na način da su vjerojatnosti pojavljivanja nekog stanja mora u određenom kvadrantu sumirane za sve kvadrante kroz koje ta ruta prolazi, pod pretpostavkom da su one međusobno neovisne, odnosno da stanje mora u određenom kvadrantu ne utječe na stanje mora u preostalim kvadrantima. Drugim riječima, odabrana su stanja mora na temelju analize statističkih podataka o valnim visinama i valnim periodima za kvadrante kroz koje definirana ruta plovidbe prolazi na način da je svaki kvadrant promatran zasebno te zbirno za tu rutu. Na taj način omogućeno je određivanje povećanja otpora uslijed plovidbe na određenom stanju mora bez obzira na to koliko se dugo brod zadržava u pojedinom kvadrantu i kolika je vjerojatnost pojavljivanja određenog stanja mora u pojedinom kvadrantu ovisno o stanju mora u prethodnom kvadrantu. Dobivene podatke tada je moguće koristiti u okviru sustava za potporu odlučivanju, ali uzevši u obzir realne uvjete plovidbe. Ukupna vjerojatnost pojavljivanja svih zabilježenih stanja mora po ruti određena je na sve smjerove valova i vjetra te za smjer valova i vjetra u pramac. Primjer dobivenih vrijednosti statističke analize stanja mora prikazana je za rutu plovidbe R1 koja povezuje Sjevernu Ameriku i Sjevernu Europu. Tablice 7.3-7.5 prikazuju vjerojatnosti pojavljivanja određenog stanja mora za rutu R1 za valove u pramac iz smjera nailaska sjeveroistok-jugozapad odnosno jugozapad-sjeveroistok te za sve smjerove nailaska valova. Na slici 7.17 dan je trodimenzijski prikaz vjerojatnosti pojavljivanja određenog stanja mora za rutu R1 ovisno o smjeru nailaska valova. Konačno, na temelju statističke analize valnih podataka prema GWS-u za sve rute plovidbe, odabran je određeni broj stanja mora s najvećom vjerojatnošću pojavljivanja, što je prikazano u tablici 7.6. Vrlo teško i iznimno teško stanje mora s valnim visinama većim od 9 m izostavljeno je iz analize.

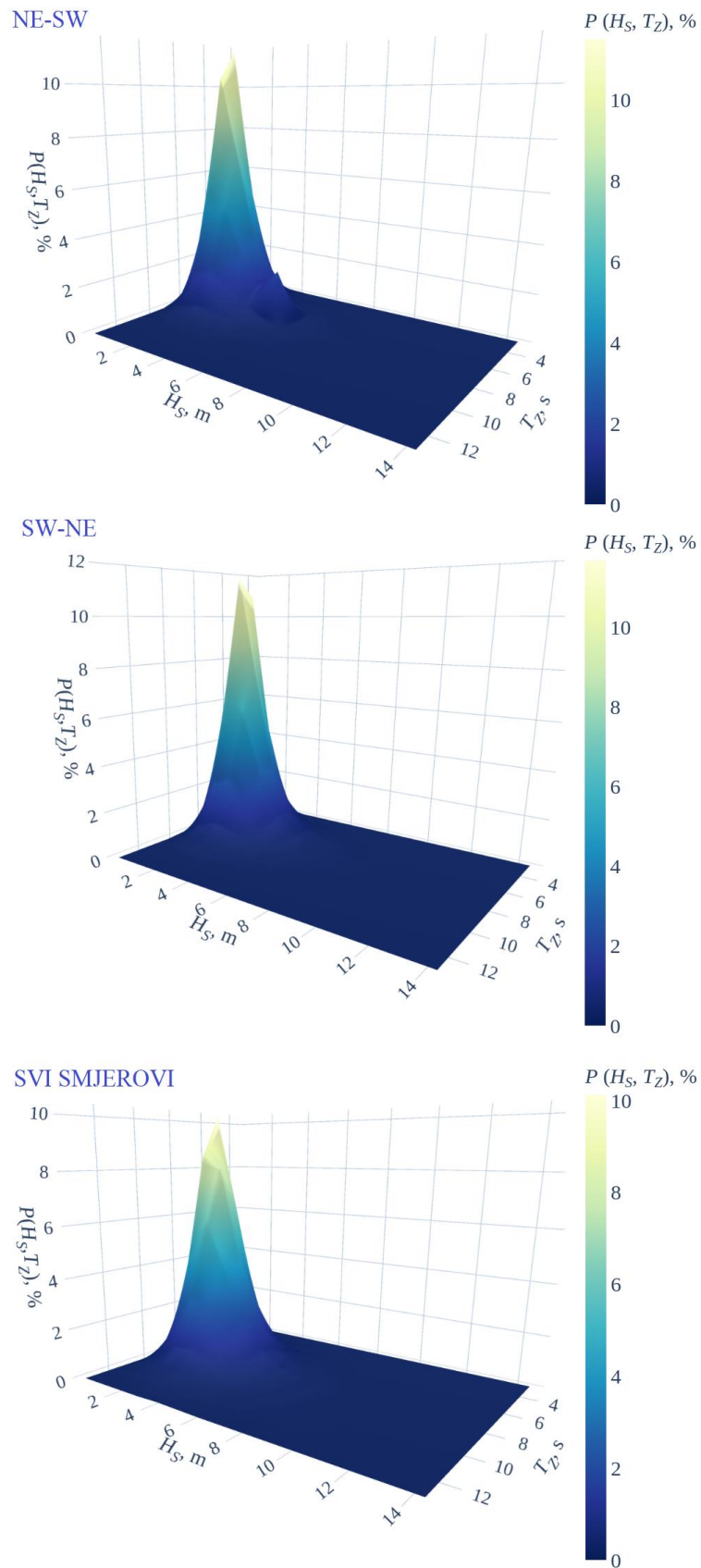


Slika 7.15 Glavne svjetske rute plovidbe kontejnerskih brodova [124]



Slika 7.16 Podjela područja svjetskih mora prema GWS-u [93]

Nakon provedenih hidrodinamičkih proračuna dodatnog otpora na pravilnim valovima, spektralnom analizom određen je dodatni otpor na nepravilnim valovima za odabrana stanja mora, imajući u vidu da brodovi manjih dimenzija ne mogu ploviti na izraženijim stanjima mora. Kao što je već napomenuto, primijenjena su dva dvoparametarska teorijska spektra energije valova: Bretschneiderov za neograničena privjetrišta te JONSWAP za ograničena privjetrišta u obalnom području. Rezultati spektralne analize dobiveni na temelju numeričkih rezultata dodatnog otpora KCS broda uspoređeni su s rezultatima dobivenim na temelju eksperimentalnih podataka dostupnih u literaturi.



Slika 7.17 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za rutu R1 ovisno o smjeru nailaska valova

Tablica 7.3 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za R1 i smjer nailaska valova NE-SW

9-10	0	0	0	0	0,017	0,017	0	0	0	0	0
8-9	0	0	0	0,017	0,05	0,033	0,033	0	0	0	0
7-8	0	0	0,017	0,067	0,100	0,083	0,033	0,017	0	0	0
6-7	0	0	0,067	0,183	0,217	0,167	0,083	0,033	0	0	0
5-6	0	0,033	0,200	0,467	2,217	0,367	0,150	0,050	0,017	0	0
4-5	0	0,133	0,633	1,283	1,267	0,767	0,317	0,117	0,017	0	0
3-4	0,033	0,467	1,917	3,167	2,683	1,383	0,500	0,133	0,017	0	0
2-3	0,150	1,667	5,350	6,917	4,667	1,950	0,567	0,117	0,017	0	0
1-2	0,617	5,267	11,500	10,283	4,917	1,517	0,350	0,067	0	0	0
0-1	2,833	8,767	8,983	4,317	1,217	0,250	0,017	0	0	0	0
H_s, m T_z, s	<4	4-5	5-6	6-7	7-8	8-9	9-10	10-11	11-12	12-13	>13

Tablica 7.4 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za R1 i smjer nailaska valova SW-NE

8-9	0	0	0	0,017	0,05	0,033	0,017	0	0	0	0
7-8	0	0	0	0,050	0,067	0,067	0,033	0,017	0	0	0
6-7	0	0	0,033	0,133	0,167	0,150	0,100	0,033	0	0	0
5-6	0	0	0,150	0,383	0,500	0,383	0,200	0,083	0,033	0	0
4-5	0	0,067	0,483	1,133	1,267	0,867	0,417	0,133	0,033	0	0
3-4	0	0,300	1,583	3,067	3,000	1,750	0,733	0,233	0,050	0	0
2-3	0,033	1,167	4,800	7,333	5,683	2,750	0,950	0,250	0,050	0	0
1-2	0,333	3,950	10,883	11,667	6,600	2,417	0,650	0,150	0,033	0	0
0-1	1,500	6,200	8,017	4,717	1,617	0,350	0,067	0	0	0	0
H_s, m T_z, s	<4	4-5	5-6	6-7	7-8	8-9	9-10	10-11	11-12	12-13	>13

Tablica 7.5 Vjerojatnost pojavljivanja stanja mora za R1 i sve smjerove nailaska valova

10-11	0	0	0	0	0	0	0,017	0	0	0	0
9-10	0	0	0	0	0	0,017	0,017	0,017	0,017	0	0
8-9	0	0	0	0	0,050	0,067	0,067	0,050	0,033	0	0
7-8	0	0	0	0,033	0,083	0,133	0,150	0,117	0,067	0,017	0
6-7	0	0	0,017	0,083	0,250	0,367	0,350	0,217	0,100	0,050	0
5-6	0	0	0,050	0,300	0,683	0,867	0,750	0,450	0,200	0,050	0,01
4-5	0	0,017	0,233	0,883	1,783	2,050	1,500	0,800	0,283	0,100	0,03
3-4	0	0,067	0,733	2,567	4,283	4,083	2,450	1,067	0,333	0,100	0
2-3	0	0,283	2,417	6,400	8,100	5,867	2,800	0,950	0,233	0,050	0
1-2	0,050	1,167	5,900	10,117	8,483	4,217	1,400	0,367	0,067	0	0
0-1	0,250	2,033	4,117	3,550	1,583	0,450	0,083	0	0	0	0
H_s, m T_z, s	<4	4-5	5-6	6-7	7-8	8-9	9-10	10-11	11-12	12-13	>13

Tablica 7.6 Odabrana stanja mora s najvećom vjerojatnošću pojavljivanja za glavne rute plovidbe kontejnerskih brodova

8-9					R3	R3	R3	R3		
7-8			R7	R3,R7	R1,R2, R3,R5, R7	R1,R2, R3,R5, R6,R7	R1,R2, R3,R5, R6	R3,R5, R6	R3,R6	
6-7			R3,R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R5, R6,R7	R1,R2, R3,R5, R6,R7	R1,R2, R3,R5, R6	R1,R3, R6	
5-6		R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R3, R5,R6	R6
4-5		R1,R2, R3,R5, R6,R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6	R1,R6
3-4	R2,R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6	R1,R6
2-3	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R3, R4,R5, R6	
1-2	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7		
0-1	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R1,R2, R3,R4, R5,R6, R7	R4			
H_s, m T_z, s	<4	4-5	5-6	6-7	7-8	8-9	9-10	10-11	11-12	12-13

8. Rezultati

8.1. Validacija i verifikacija rezultata dodatnog otpora na pravilnim valovima

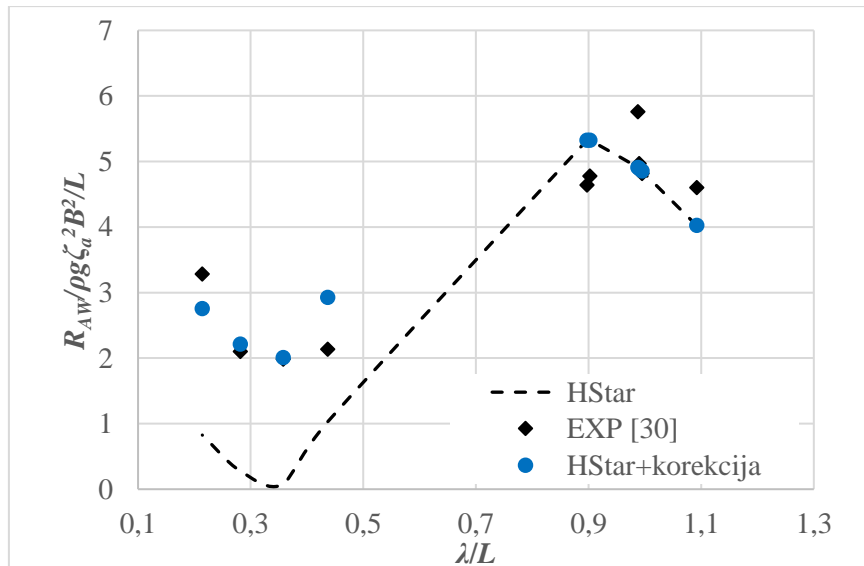
Rezultati proračuna dodatnog otpora broda na valovima dobiveni primjenom programskog paketa HydroSTAR uspoređeni su s eksperimentalno dobivenim rezultatima dostupnim u literaturi za dva kontejnerska broda DTC i KCS različite duljine, koji plove pri različitim Froudeovom brojevima, Fn , tablica 8.1. Na slici 8.1 prikazana je usporedba numerički dobivenih vrijednosti dodatnog otpora na pravilnim valovima s eksperimentalnim rezultatima dostupnim u literaturi za DTC (engl. *Duisburg Test Case*) kontejnerski brod pri $Fn=0,14$ što odgovara brzini od 16 čv [30]. Na rezultate za valove, čiji je omjer valne duljine i duljine broda $\lambda/L \leq 0,436$, što odgovara frekvenciji nailaznih valova $\omega \geq 0,6306$, primijenjena je prethodno opisana metoda korekcije rezultata. Dok su numerički dobiveni rezultati za većinu frekvencija nailaznih valova točnosti unutar 12%, relativna devijacija rezultata za $\lambda/L = 0,214$, što odgovara najvećoj valnoj frekvenciji, iznosi oko 16%, dok je najveća relativna devijacija dobivena upravo za $\lambda/L = 0,436$ te iznosi značajnih 37%. Relativna devijacija rezultata određena je na sljedeći način:

$$RD = \frac{C_{AW,HSTAR} - C_{AW,EXP}}{C_{AW,EXP}} 100\% \quad (8.1)$$

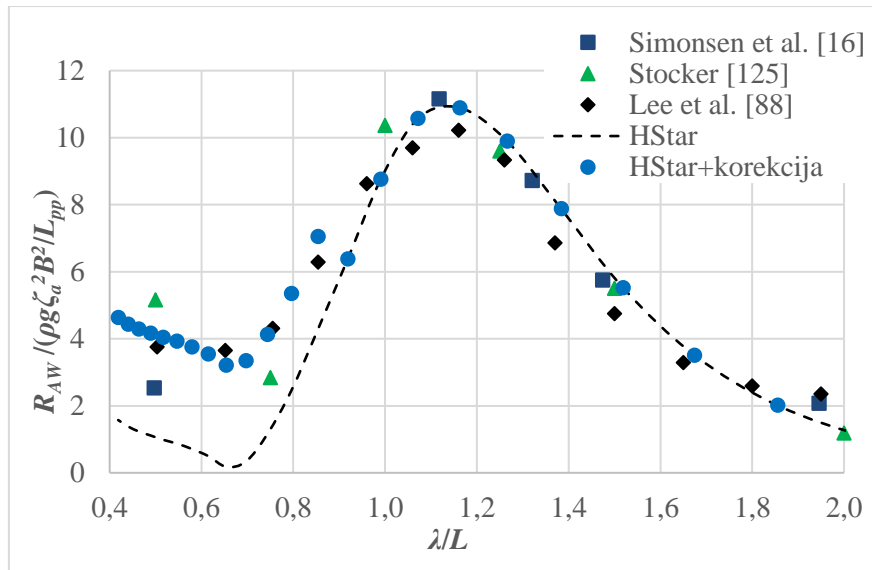
gdje je $C_{AW,HSTAR}$ koeficijent dodatnog otpora na valovima dobiven numeričkim putem, a $C_{AW,EXP}$ koeficijent dodatnog otpora na valovima dobiven eksperimentalno. Usporedbom numerički dobivenih rezultata i eksperimentalnih podataka dostupnih u literaturi za KCS brod [16], [88], [125] pri $Fn=0,26$, što odgovara brzini od 24 čv, dobivena su znatno manja odstupanja, unutar 8 %, u području frekvencija oko frekvencije kojoj odgovara vršna vrijednost koeficijenta dodatnog otpora, slika 8.2. Korekcijom rezultata u području kratkih valova, dobiveni numerički rezultati pokazuju znatno bolje slaganje s eksperimentalnim podacima.

Tablica 8.1 Značajke kontejnerskih brodova DTC [126] i KCS [127]

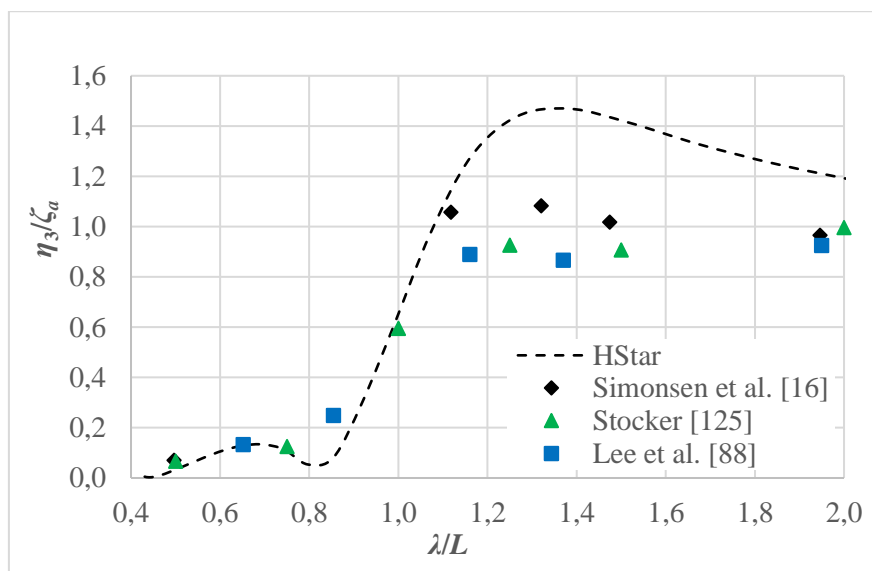
	DTC	KCS	KCS (model)
L_{pp} , m	355	230	7,2786
B_{WL} , m	51	32,2	1,0190
T , m	14,5	10,8	0,3418
∇ , m ³	173467	52030	1,6490
C_B	0,661	0,651	0,651
S , m ²	22032	9530	9,5441
LCB , %	-0,97	-1,48	-1,48
LCG , m	174,059	111,6	3,532
VCG , m	23,28	7,28	0,230
r_{xx}/B	0,40	0,40	0,40
r_{yy}/L	0,25	0,25	0,25
V , čv	16	24	4,27
v , m/s	8,23	12,34	2,196



Slika 8.1 Usporedba dobivenih numeričkih vrijednosti koeficijenta dodatnog otpora na valovima s eksperimentalnim podacima za DTC



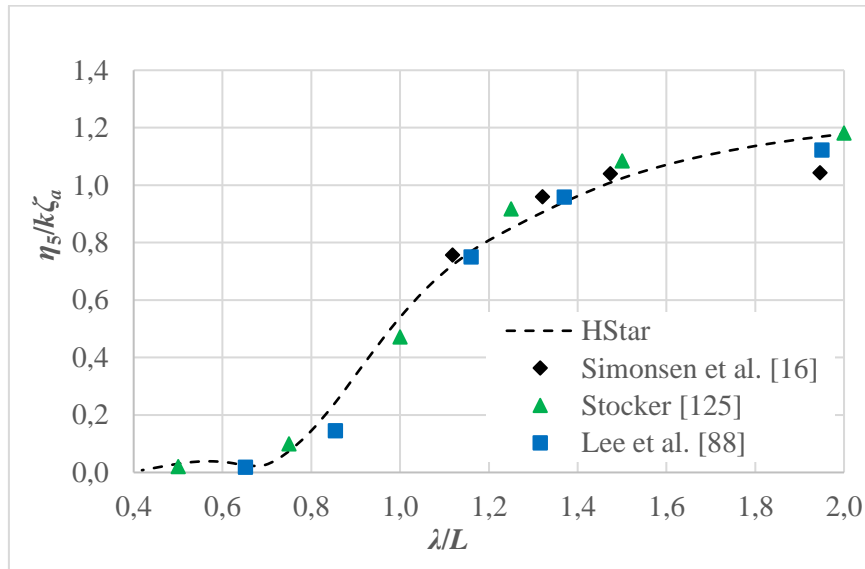
Slika 8.2 Usporedba dobivenih numeričkih vrijednosti koeficijenta dodatnog otpora na valovima s eksperimentalnim podacima za KCS



Slika 8.3 Usporedba numerički i eksperimentalno određene prijenosne funkcije poniranja za KCS

Usporedbom s eksperimentalnim podacima dostupnim u literaturi, moguće je zaključiti da je slaganje rezultata puno bolje za slučaj posrtanja nego poniranja. Iako trend prijenosne funkcije poniranja odgovara eksperimentalnim podacima, u području većih valnih duljina numeričke vrijednosti značajnije premašuju eksperimentalne. Usporedbom rezultata poniranja uočeno je odstupanje od čak 29% za $\lambda/L=1,474$, što prema [16] potvrđuje da je poniranje broda zahtjevnije odrediti nego posrtanje. Naime, numerički dobivena prijenosna funkcija posrtanja pokazuju dobar trend i odstupanja rezultata su unutar 5% za sve omjere λ/L , slika 8.4. Velike razlike između numerički i eksperimentalno određene prijenosne funkcije poniranja mogu biti

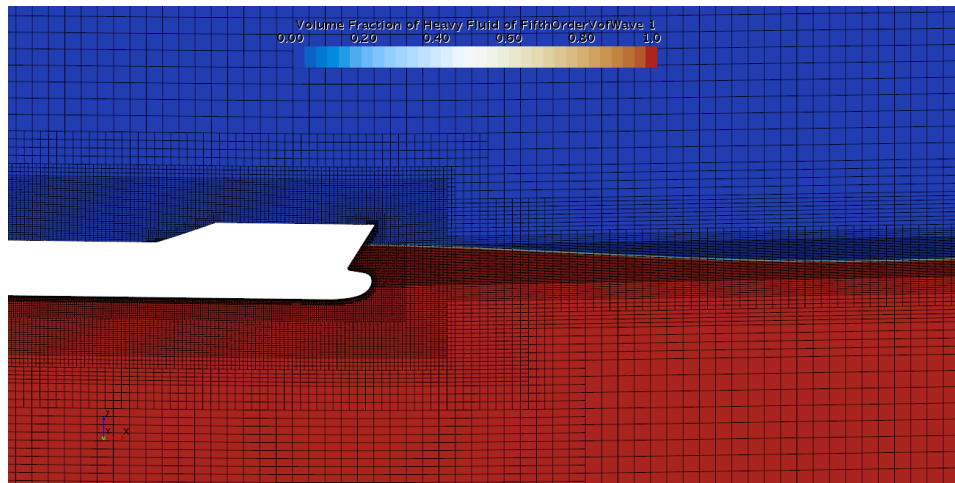
posljedica podcijenjenih članova prigušenja što uzrokuje veća gibanja broda. Također, forma KCS broda ima značajno izbačenu formu krme što može uzrokovati povećanje sile uzgona u proračunima panelnom metodom.



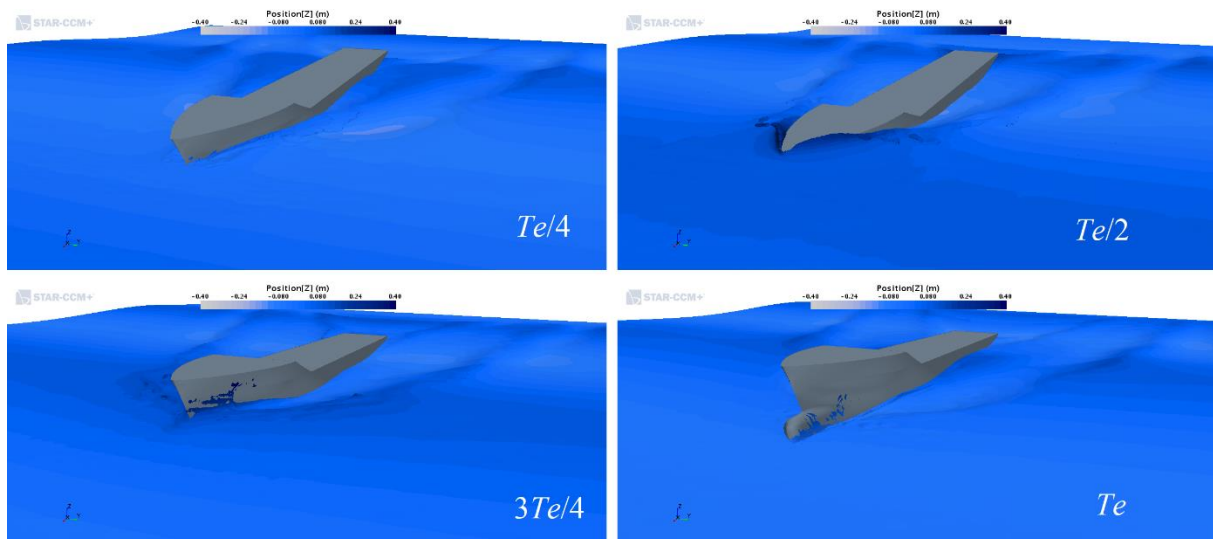
Slika 8.4 Usporedba numerički i eksperimentalno određene prijenosne funkcije posrtanja za KCS

Proračuni dodatnog otpora broda na valovima metodom konačnih volumena primjenom algoritma deformacije mreže (slika 8.5) provedeni su za model KCS broda u mjerilu $\lambda = 31,6$, tablica 8.1, za brzinu koja odgovara projektnoj brzini. Kao što je već napomenuto, u svrhu određivanja dodatnog otpora na valovima, provedene su numeričke simulacije na pravilnim valovima s valnom visinom jednakom 16,16 cm te valnom duljinom jednakom 9,7 m. Omjer valne duljine i duljine broda iznosi $\lambda / L = 1,33$, što odgovara frekvencijskom rasponu gdje se javljaju najveće vrijednosti dodatnog otpora, a valna strmina iznosi 1/60. Susretni period nailaznih valova iznosi 1,593 s. Položaj modela KCS broda tijekom jednog susretnog perioda prikazan je na slici 8.6, na kojoj je vidljivo kako su gibanja broda izraženija.

Vremenski zapis valne amplitude zabilježene tijekom numeričke simulacije gibanja modela KCS broda na valovima prikazan je na slici 8.7. Bezdimenzijska vrijednost dodatnog otpora na valovima određena je na temelju izmjerene valne amplitude tijekom numeričke simulacije. Prva harmonijska komponenta valne amplitude izmjerene tijekom numeričke simulacije zadanu valnu amplitudu nailaznog Stokesovog vala podcjenjuje za 0,83%.



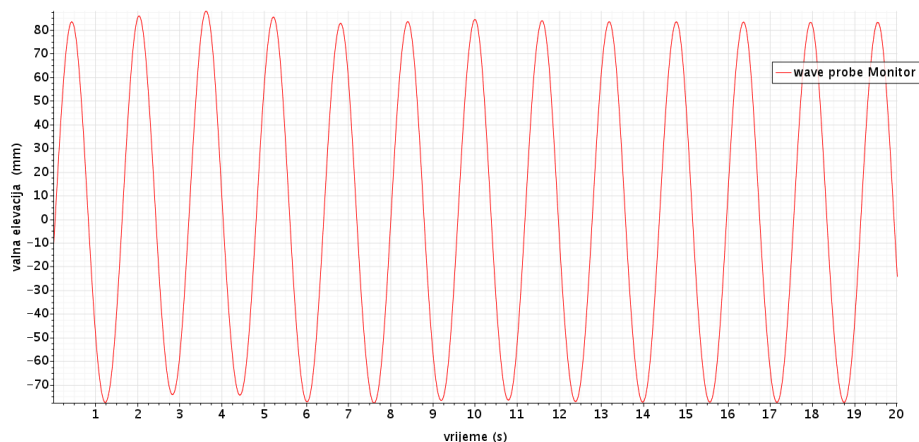
Slika 8.5 Deformacija mreže konačnih volumena u području pramca



Slika 8.6 Položaj KCS broda tijekom jednog susretnog perioda

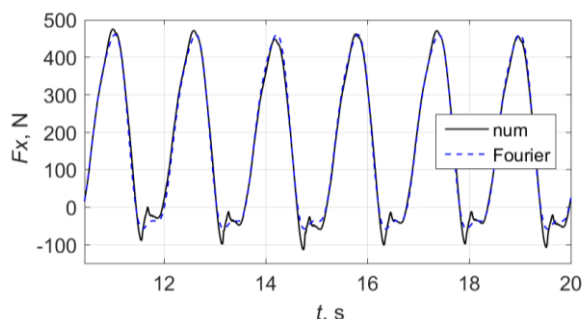
Vrijednost ukupnog otpora u mirnoj vodi oduzeta je od srednje vrijednosti ukupnog otpora na valovima dobivene primjenom mreže srednje gustoće. Dobiveni koeficijent dodatnog otpora broda na valovima iznosi $C_{AW} = 8,756$, što odgovara relativnoj devijaciji od 1,614% u odnosu na eksperimentalno dobivenu vrijednost [16]. Ukupni otpor modela KCS broda u mirnoj vodi iznosi 82,95 N, što odgovara vrijednosti dobivenoj u [128]. U usporedbi s rezultatom dobivenim primjenom panelne metode, koeficijent dodatnog otpora određen metodom konačnih volumena je oko 3% manji u odnosu na vrijednost dobivenu primjenom panelne metode. Prikaz zabilježene amplitude sile ukupnog otpora na valovima modela KCS broda te Fourierova aproksimacija iste dani su na slici 8.8. Vrijednost prijenosne funkcije poniranja, određena kao prva harmonijska komponenta Fourierovog reda, iznosi $\eta_3/\zeta_a = 1,031$, što pokazuje znatno bolje poklapanje s eksperimentalnim podacima u odnosu na rezultate dobivene panelnom

metodom, kao što je vidljivo na slici 8.3. Vremenski zapis amplituda poniranja i posrtanja tijekom numeričke simulacije prikazan je na slici 8.9.

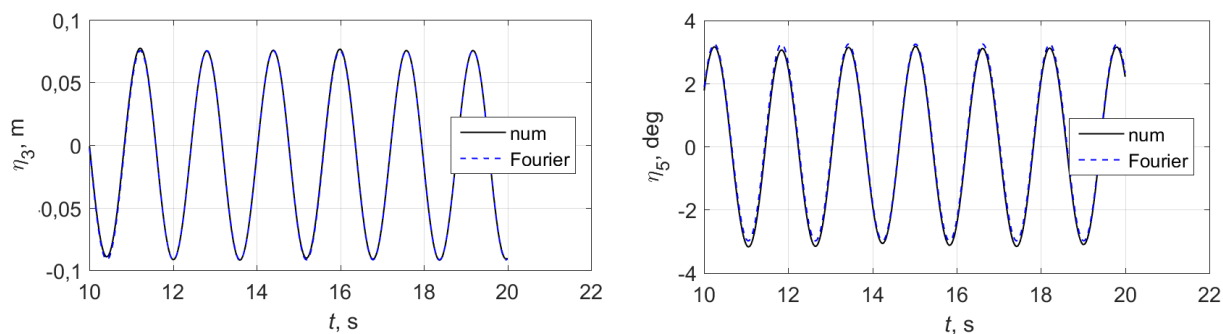


Slika 8.7 Vremenski zapis elevacije nailaznog vala

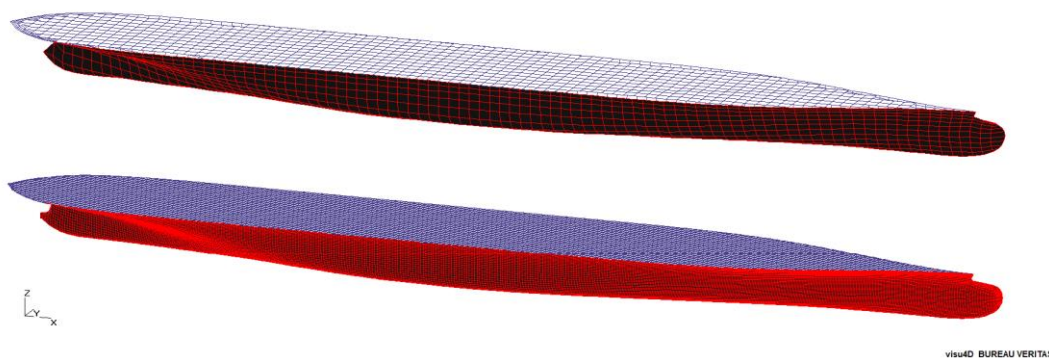
Studija konvergencije, kao dio procedure verifikacije numeričkih rezultata analize pomorstvenosti dobivenih primjenom linearne teorije [129], provedena je s ciljem određivanja utjecaja diskretizacije broda na rezultate proračuna i određivanja načina i gustoće diskretizacije za osiguravanje najboljeg kompromisnog rješenja između točnosti dobivenih rezultata i zahtijevanog proračunskog vremena. Iako se čini kako se primjenom većeg broja manjih panela ostvaruje točnije rješenje, kod panelnih metoda, posebice u području nižih valnih frekvencija, to ne doprinosi značajno povećanju točnosti. Veći broj panela omogućuje detaljniji opis geometrije trupa broda, kao što je to vidljivo na slici 8.10, što je od posebne važnosti u području pramca i krme, gdje dolazi do značajnije promjene tlaka. Hidrostatske značajke KCS broda dobivene primjenom tri različite gustoće mreže panela prikazane su u tablici 8.2, gdje *VCB* predstavlja vertikalni položaj težišta volumena istisnine.



Slika 8.8 Vremenski zapis sile ukupnog otpora na valovima



Slika 8.9 Vremenski zapis poniranja (lijevo) i kuta posrtanja (desno)



Slika 8.10 Usporedba grube i fine mreže panela na trupu i unutrašnjoj slobodnoj površini KCS broda [121]

Tablica 8.2 Hidrostatske značajke KCS broda dobivene primjenom različite gustoće mreže panela

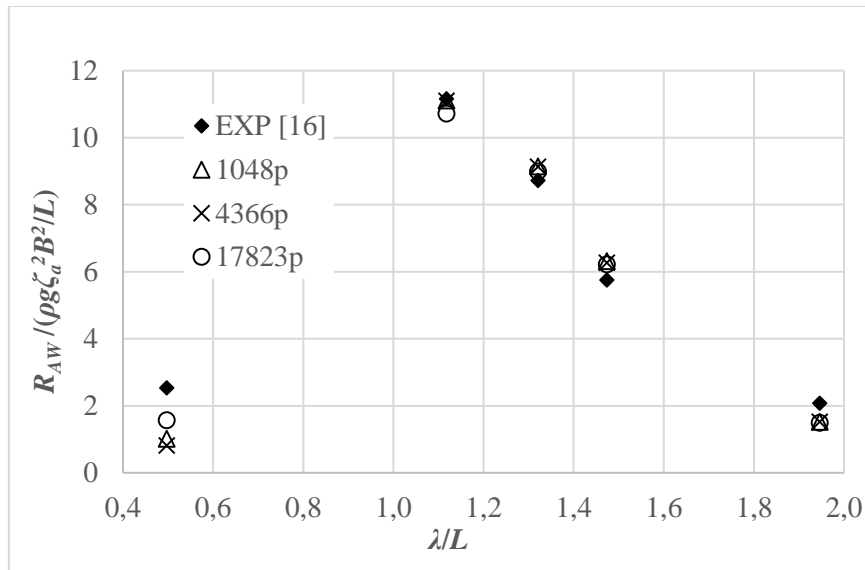
N_i	1048	4366	17823	Stvarne vrijednosti [127]
∇ , m ³	51690	51884	51930	52030
LCB, m	111,555	111,594	111,605	111,596
VCB, m	-4,876	-4,886	-4,888	/
S , m ²	9479,1	9513,2	9520,2	9530
A_{WL} , m ²	6144,8	6141,2	6139	/

Prilikom provođenja hidrodinamičkih proračuna panelnim metodama, preporuka je da duljina panela bude manja ili jednaka 20% najmanje valne duljine. U slučaju brzine napredovanja, kada relevantna postaje susretna valna frekvencija, te u slučaju viših valnih frekvencija, broj potrebnih panela povećava zahtjevnost proračuna, koji premašuje standardne računalne kapacitete osobnih računala. Kako bi se ostvarili adekvatni rezultati, tj. eliminirali nerealni odzivi na vrlo kratkim valovima, moguće je dodatnim profinjenjem unutrašnje slobodne

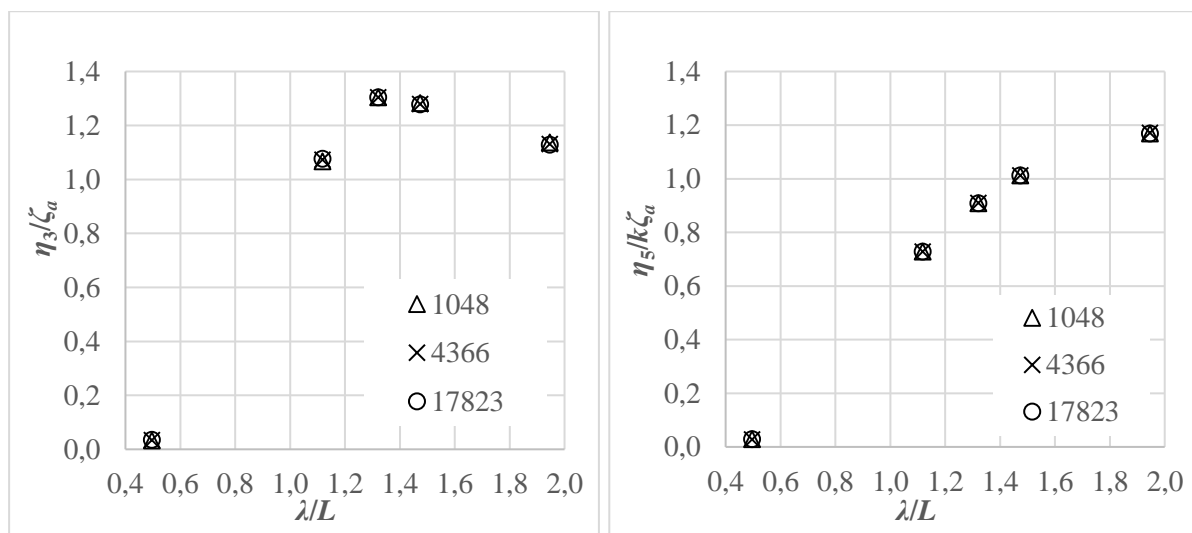
površine utjecati na rezultate te eliminirati eventualnu pojavu nerealnih odziva na iregularnim frekvencijama ili ih pomaknuti prema području viših valnih frekvencija. U slučaju proračuna bez brzine napredovanja kada dodatni otpor predstavlja silu zanošenja, te pri vrlo malim brzinama napredovanja, rezultati hidrodinamičkih proračuna dobiveni i primjenom relativno malog broja panela su zadovoljavajuće točnosti, uz vrlo nisko proračunsko vrijeme, što i jest velika prednost panelnih metoda.

Obzirom da u slučaju panelnih metoda proračunsko vrijeme nije kritična stavka, kao što je to u slučaju provođenja proračuna RDF-om na temelju teorije viskoznog strujanja, cilj studije konvergencije bio je određivanje adekvatnog broja panela pri proračunu dodatnog otpora na valovima. Panelni modeli KCS broda u naravnoj veličini pripremljeni su tako da svaki sljedeći model ima četiri puta više panela od prethodnog. Cilj je svaki panel za gušću mrežu podijeliti na četiri dijela i osigurati geometrijsku sličnost panelnih modela, što posljedično uzrokuje povećanje proračunskog vremena za 16 puta [12].

Na slici 8.11 prikazani su rezultati koeficijenta dodatnog otpora na valovima KCS broda dobiveni primjenom modela diskretiziranih različitim brojem panela uz konstantnu vrijednost omjera veličine panela na oplakanoj površini i unutrašnjoj slobodnoj površini koji iznosi 1,5 [121]. Vidljivo je kako broj panela ne utječe značajno na dobivene rezultate u području srednjih i dugačkih valova, dok je u području kratkih valova rezultat dobiven modelom s najvećom gustoćom mreže panela ipak znatno veći u odnosu na preostala dva modela. Tako je relativna devijacija rezultata dobivenih modelima s najmanjom i srednjom gustoćom panela gotovo 70%, dok je relativna devijacija rezultata dobivenog modelom s najvećom gustoćom panela oko 35%. Važno je napomenuti kako su rezultati prikazani bez korekcije na kratkim valovima. Na slici 8.12 prikazana je usporedba numeričkih rezultata amplituda poniranja i posrtanja dobivenih primjenom različitog broja panela te je vidljivo kako gustoća mreže gotovo da ne utječe na dobivene rezultate.



Slika 8.11 Usporedba numerički dobivenih rezultata dodatnog otpora primjenom različitog broja panela s eksperimentalnim podacima



Slika 8.12 Usporedba numerički dobivenih rezultata primjenom različitog broja panela za poniranje (lijevo) i posrtanje (desno)

Kvantifikacija numeričke pogreške uslijed primjene mreže panela različite gustoće, određena je na temelju tzv. Richardsonove ekstrapolacije (engl. *Richardson Extrapolation*, RE), prema kojoj se pogreška razvija u Taylorov red i funkcija je veličine proračunske ćelije odnosno panela [130], [131]:

$$e_{\phi_i} = \phi_i - \phi_o = \sum_{j=1}^n \alpha_j h_i^{p_j} \quad (8.2)$$

gdje je ϕ_i numeričko rješenje neke lokalne ili integralne skalarne veličine dobiveno primjenom mreže gustoće definirane indeksom i , ϕ_o predstavlja točno rješenje, α_j predstavlja konstantu, h_i je parametar koji predstavlja relativnu veličinu ćelije ili panela, a p_j je eksponent povezan s redom točnosti metode. Jednadžba (8.2) ima $1+2n$ nepoznanica, gdje n predstavlja broj članova reda, te zahtijeva jednak broj numeričkih rješenja. Uobičajeno se u obzir uzima samo prvi član reda te jednadžba (8.2) prelazi u sljedeći oblik:

$$e_{\phi} = \phi_i - \phi_o = \alpha h_i^p \quad (8.3)$$

Obzirom da jednadžba (8.3) ima tri nepoznanice, potrebne su tri mreže panela za određivanje ϕ_o i p . Rješenje konvergira ukoliko su ispunjeni sljedeći uvjeti:

$$(\phi_2 - \phi_1)(\phi_3 - \phi_2) > 0 \quad (8.4)$$

$$p > 0 \quad (8.5)$$

Prvi uvjet (8.4) osigurava monotonu promjenu u numeričkom rješenju, dok drugi uvjet (8.5) implicira dobivanje konačne vrijednosti rješenja za mrežu panela s veličinom panela koja teži nuli te predstavlja točno rješenje. Red točnosti metode p određuje se iz nelinearne jednadžbe u početnom rasponu $0 < p < 8$ kako slijedi:

$$\frac{\phi_3 - \phi_2}{\phi_2 - \phi_1} - \left(\frac{h_2}{h_1}\right)^p \frac{\left(\frac{h_3}{h_2}\right)^p - 1}{\left(\frac{h_2}{h_1}\right)^p - 1} = 0 \quad (8.6)$$

Parametar h_i određen je kao $1/\sqrt{N_i}$, gdje je N_i broj panela za određenu mrežu. Indeks 1 predstavlja mrežu panela s najvećom, indeks 2 srednjom i indeks 3 najmanjom gustoćom. Ukoliko za p ne postoji rješenje u navedenom rasponu, pretpostavka je da ono divergira za analizirane tri mreže panela. Uz poznatu vrijednost p moguće je odrediti numeričku pogrešku uvrštavanjem numeričkih rješenja dobivenih primjenom tri različite mreže panela na sljedeći način:

$$e_{\phi_1} = \delta_{RE} = \phi_1 - \phi_o = \frac{\phi_2 - \phi_1}{\left(\frac{h_2}{h_1}\right)^p - 1} \quad (8.7)$$

Numerička nesigurnost, određena je na temelju numeričke pogreške dobivene pomoću RE i faktora sigurnosti kako slijedi:

$$U = F_s |\delta_{RE}| \quad (8.8)$$

Faktor sigurnosti iznosi $F_s = 1,25$. Važno je napomenuti kako pri određivanju numeričke nesigurnosti, numerička pogreška δ_{RE} ovisi o odabranim mrežama za provedbu verifikacije. Omjer relativne veličine panela između srednje i fine te grube i srednje mreže iznosi dva. Dobiveni rezultati verifikacije te numerička nesigurnost koeficijenta dodatnog otpora prikazani su u tablici 8.3. Iz tablice je vidljivo kako za slučaj najveće valne frekvencije, odnosno najmanjeg omjera λ/L te najmanje valne frekvencije, odnosno najduljih valova, rezultat divergira. Za preostale omjere λ/L ostvarena je monotona konvergencija rezultata. Obzirom da jednačba (8.6) nema rješenje za p u rasponu od 0 do 8, nije moguće odrediti numeričku nesigurnost, osim za $\lambda/L = 1,474$, gdje numerička nesigurnost iznosi 1,26%. Numerička nesigurnost dobivenih rezultata provedena je i prema metodi preporučenoj od strane ITTC-a za verifikaciju numeričkih rezultata RDF-a [132], koja se uobičajeno provodi za procjenu nesigurnosti numeričkih rezultata dobivenih primjenom teorije viskoznog strujanja, ali ju je moguće primijeniti i na rezultate dobivene teorijom potencijalnog strujanja [133]. Procijenjena je i numerička nesigurnost srednje vrijednosti dodatnog otpora na nepravilnim valovima za stanje mora definirano s $H_s = 3,5$ m i $T_z = 10,5$ s opisano Bretschneiderovim spektrom energije u frekvencijskom rasponu od 0,3 rad/s do 0,8 rad/s kako bi se obuhvatila energija u relevantnom frekvencijskom području KCS broda. Prema [132] tip konvergencije određuje se na temelju parametra R , koji je određen na temelju omjera razlike rješenja dobivenih primjenom mreže srednje i najveće gustoće ($\phi_2 - \phi_1$) te najmanje i srednje gustoće ($\phi_3 - \phi_2$) kako slijedi:

$$R = \frac{\phi_2 - \phi_1}{\phi_3 - \phi_2} \quad (8.9)$$

Za slučaj $0 < R < 1$ dobivena je monotona konvergencija, za $-1 < R < 0$ oscilatorna konvergencija, a za $|R| > 1$ divergencija. Red točnosti metode određen je prema sljedećem izrazu, koji uz konstantan omjer profinjenja odgovara izrazu (8.6):

$$p = \frac{\ln \frac{\phi_3 - \phi_2}{\phi_2 - \phi_1}}{\ln r} \quad (8.10)$$

gdje omjer profinjenja r odgovara omjerima $\frac{h_2}{h_1} \cong \frac{h_3}{h_2}$ i iznosi dva. Numerička pogreška određuje se prema jednadžbi (8.7). Uz jednaki iznos faktora sigurnosti, normalizirana numerička nesigurnost određuje se na sljedeći način:

$$\bar{U} = \frac{F_s |\delta_{RE}|}{\phi_1 - \delta_{RE}} \cdot 100 \quad (8.11)$$

Dobiveni rezultati prikazani su u tablici 8.4 iz koje je vidljivo kako je numerička nesigurnost rješenja koja konvergiraju unutar 2,1%. Numerička nesigurnost srednje vrijednosti dodatnog otpora na nepravilnim valovima iznosi 1,64%. Rezultati ukupnog otpora na valovima $R_{w,M}$ dobiveni primjenom metode konačnih volumena, uz omjer profinjenja $\sqrt{1,7}$, također su prikazani u tablici 8.4. Obzirom da je dobivena divergencija numeričkih rezultata, nije moguće odrediti numeričku nesigurnost, iako je vidljivo kako srednja i fina mreža daju vrlo slične rezultate. Važno je napomenuti kako su sve numeričke simulacije provedene primjenom mreže konačnih volumena srednje gustoće s oko 4,1 milijuna konačnih volumena.

Verifikacija vremenskog koraka u proračunima metodom konačnih volumena provedena je na temelju rezultata ukupnog otpora na valovima $R_{w,T}$ dobivenih primjenom tri vremenska koraka: $T_e/2^9$, $T_e/2^{10}$ i $T_e/2^{11}$. Numerička nesigurnost vremenskog koraka iznosi 5,56%. Ukupnu numeričku nesigurnost, koja uključuje nesigurnost gustoće mreže i vremenskog koraka, nije moguće odrediti obzirom da je u slučaju gustoće mreže dobivena divergencija numeričkih rezultata.

Tablica 8.3 Rezultati verifikacije koeficijenta dodatnog otpora KCS broda za različite vrijednosti λ/L dobiveni prema [130], [131]

N_i	1048	4366	17823					
h_i	0,0309	0,0151	0,0075					
λ/L	ϕ_3	ϕ_2	ϕ_1	$(\phi_2 - \phi_1)(\phi_3 - \phi_2)$	P	δ_{RE}	ϕ_o	$U, \%$
2,0	1,518	1,513	1,492	0,00010	/	/	/	/
1,5	6,326	6,244	6,221	0,00195	1,72	0,01012	6,211	1,26
1,33	9,193	9,069	8,989	0,00999	/	/	/	/
1,15	11,279	10,996	10,718	0,07878	/	/	/	/
0,5	0,780	0,762	1,568	-0,01505	/	/	/	/

Tablica 8.4 Rezultati verifikacije koeficijenta dodatnog otpora KCS broda za različite vrijednosti λ/L i za stanje mora definirano s $H_s = 3,5$ m i $T_z = 10,5$ s dobiveni prema [132]

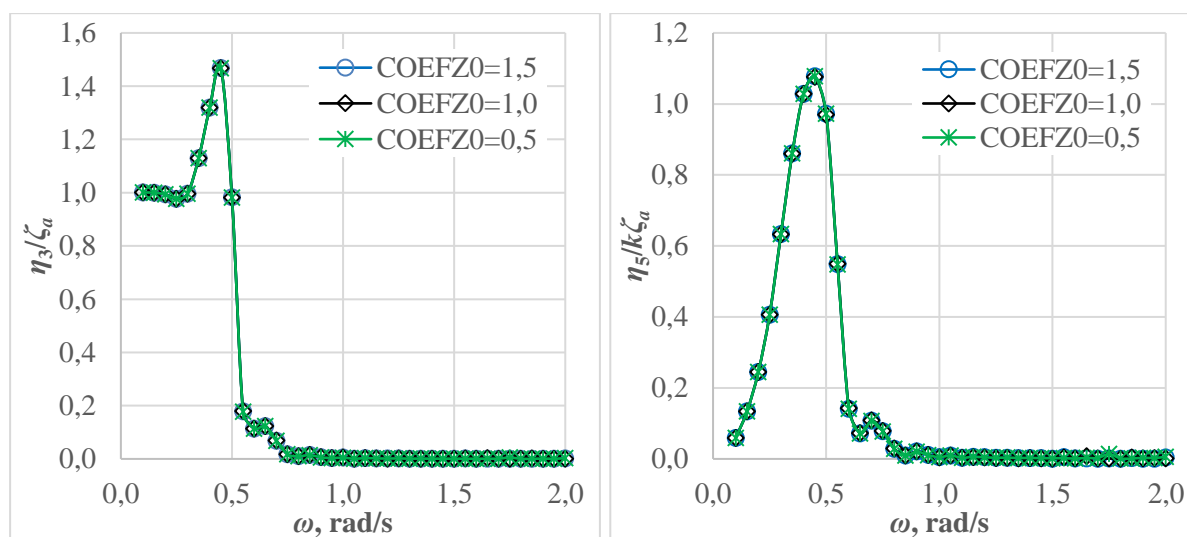
λ/L	ϕ_3	ϕ_2	ϕ_1	R	P	δ_{RE}	ϕ_o	$U, \%$
2,0	1,518	1,513	1,492	4,4882	/	/	/	/
1,5	6,326	6,244	6,221	0,2911	1,7803	0,0098	6,211	0,197
1,33	9,193	9,069	8,989	0,6483	0,6252	0,1484	8,840	2,098
1,15	11,279	10,996	10,718	0,9828	/	/	/	/
0,5	0,780	0,762	1,568	-43,1464	/	/	/	/
C_{AW} ($H_s = 3,5$ m, $T_z = 10,5$ s)	10,813	10,578	10,455	0,5238	0,9329	0,1353	10,320	1,639
$R_{w,M}, N$ ($\lambda/L=1,33$)	159,45	161,63	161,31	-0,14679	/	/	/	/
$R_{w,T}, N$ ($\lambda/L=1,33$)	161,63	159,47	157,75	0,7963	0,3286	6,7236	151,03	5,564

Kako bi se analizirala pojava iregularnih frekvencija, proračuni poniranja, posrtanja i dodatnog otpora provedeni su panelnom metodom za srednju gustoću mreže panela i s tri različite gustoće diskretizacije unutrašnje slobodne površine. Prvu iregularnu frekvenciju moguće je procijeniti na temelju one koja odgovara kvadru, koji okružuje trup broda, a ima dimenzije jednake dimenzijama broda (duljina, širina i gaz), na sljedeći način:

$$\omega_1 = \sqrt{\frac{\pi g}{L}} \left(\frac{\sqrt{1+\tau^2}}{\tanh\left(\pi \frac{D}{L} \sqrt{1+\tau^2}\right)} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (8.12)$$

gdje je L duljina, D visina kvadra, a τ omjer duljine i širine kvadra. Primjerice za KCS prva iregularna frekvencija iznosi 3,38 rad/s, što uz brzinu napredovanja od 24 čv odgovara frekvenciji nailaznog vala jednakoj 1,29 rad/s.

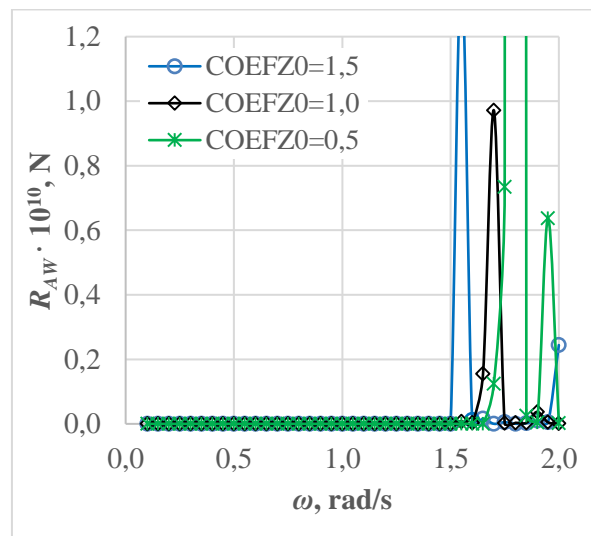
Na slici 8.13 prikazana je usporedba numeričkih rezultata dobivenih primjenom različitog broja panela na unutrašnjoj slobodnoj površini za poniranje i posrtanje KCS broda. Veličina panela na unutrašnjoj slobodnoj površini definirana je u odnosu na veličinu panela na trupu broda kao umnožak veličine panela na trupu broda s 1,5, 1,0 ili 0,5. Vidljivo je kako u slučaju gibanja, za frekvencijski raspon do 2 rad/s za koji su provedeni proračuni, ne dolazi do pojave iregularnih frekvencija. Kao što je već pokazano u [78] odziv drugog reda osjetljiviji je na pojavu iregularnih frekvencija u odnosu na odziv prvog reda. Na slici 8.14 vidljivo je kako gustoća diskretizacije unutrašnje slobodne površine uvelike utječe na pojavu prve iregularne frekvencije te kako finija diskretizacija unutrašnje slobodne površine pomiče prvu iregularnu frekvenciju prema višim frekvencijama nailaznih valova.



Slika 8.13 Usporedba numerički dobivenih rezultata primjenom različitog broja panela na unutrašnjoj slobodnoj površini za poniranje (lijevo) i posrtanje (desno)

Hidrodinamički proračuni provedeni su s panelnim modelima srednje gustoće, koji sadrže oko 4000 panela na oplakanoj površini broda, dok je unutrašnja slobodna površina diskretizirana

panelima čija veličina odgovara 50% veličine panela na oplakanoj površini broda, što rezultira brojem panela oko 6000 na unutrašnjoj slobodnoj površini.



Slika 8.14 Usporedba numeričkih rezultata dobivenih primjenom različitog broja panela na unutrašnjoj slobodnoj površini za dodatni otpor na valovima

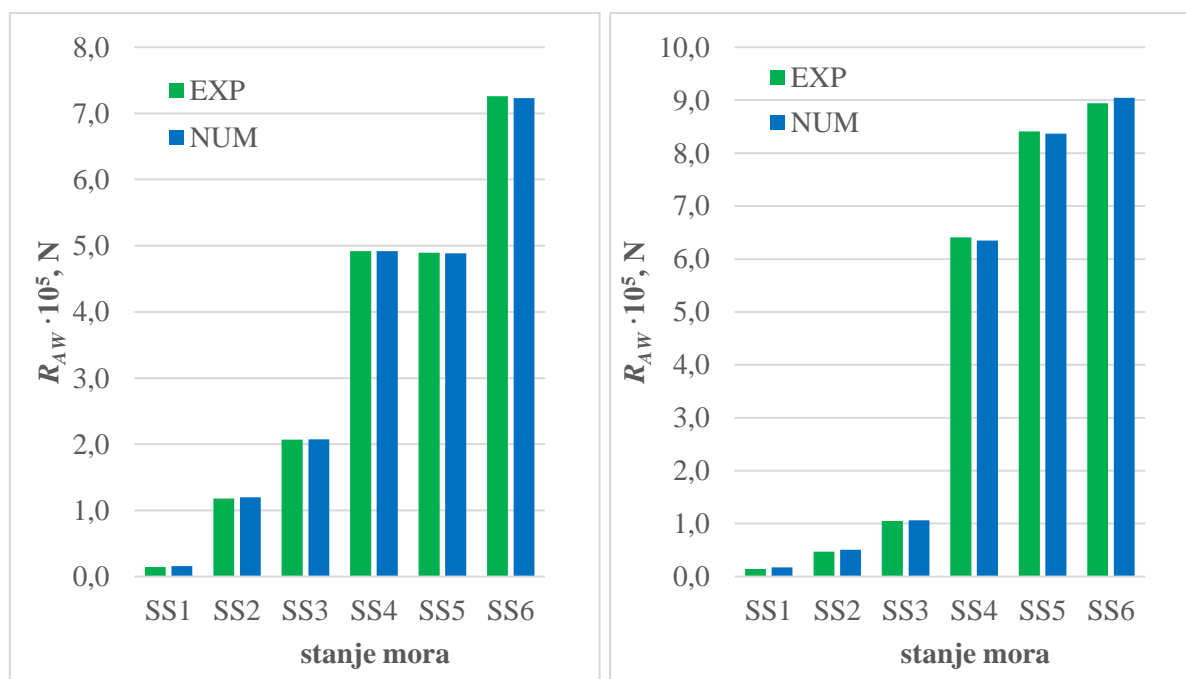
8.2. Usporedba rezultata spektralne analize

Dodatni otpor na nepravilnim valovima za šest stanja mora, definiranih prema Beaufortovoj ljestvici jačine vjetra, odnosno Douglasovoj ljestvici stanja mora, čije značajke su prikazane u tablici 8.5, određen je primjenom Bretschneiderovog i JONSWAP teorijskog spektra za KCS na temelju numerički dobivenih rezultata i eksperimentalnih podataka dostupnih u literaturi za brzinu od 24 čvora, slika 8.15. Važno je napomenuti kako su stanja mora prema Douglasovoj ljestvici podijeljena u 0-9 razreda ovisno o valnoj visini. Kako bi se analizirali rezultati dodatnog otpora na pravilnim i nepravilnim valovima odabrano je šest stanja mora, koja pripadaju razredima četiri, pet i šest, imajući u vidu glavne značajke KCS broda te postotno povećanje otpora uslijed valova u odnosu na ukupni otpor u mirnoj vodi. Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih na temelju numerički dobivenih rezultata i eksperimentalnih podataka prikazane su u tablici 8.7. Srednja vrijednost dodatnog otpora na nepravilnim valovima određena je za raspon omjera λ/L od 0,5 do 2, što odgovara frekvencijskom rasponu nailaznih valova od oko 0,3 rad/s do 0,8 rad/s. Na slici je vidljivo kako vrijednosti dodatnog otpora dobivene na temelju numeričkih rezultata i eksperimentalnih podataka za Bretschneiderov spektar energije valova pokazuju zadovoljavajuće poklapanje, s relativnom devijacijom rezultata unutar 1,8%, osim u slučaju stanja mora SS1 gdje je odstupanje oko 9%, pri čemu je potrebno napomenuti da je vrijednost dodatnog otpora relativno

mala za to stanje mora. U slučaju JONSWAP spektra, do izražaja dolazi razlika između numeričkih rezultata i eksperimentalnih podataka na kratkim valovima, obzirom da je tada vršna vrijednost JONSWAP spektra smještena u području viših frekvencija izraženija, tako da odstupanje za SS1 iznosi čak oko 19%, odnosno za SS2 oko 7%. Na izraženijim stanjima mora, dodatni otpor na valovima određen JONSWAP spektrom poprima veću vrijednost od one određene Bretschneiderovim spektrom, slika 3.2, a odstupanje rezultata je unutar 1,2%. Naime, povećanjem perioda vala, vršna vrijednost spektralne energije uskopojasnog JONSWAP spektra pomiče se prema nižim valnim frekvencijama te poprima veći iznos u odnosu na Bretschneiderov spektar. Važno je napomenuti kako periode valova, koji odgovaraju stanjima mora SS4, SS5 i SS6, nije realno očekivati u ograničenim privjetrištima.

Tablica 8.5 Značajna valna visina i period valova za različita stanja mora

Oznaka	H_s , m	T_z , s	Stanje mora
SS1	1,5	6,5	4
SS2	2,5	7,5	5
SS3	2,5	8,5	5
SS4	3,5	9,5	5
SS5	3,5	10,5	5
SS6	4,5	11,5	6



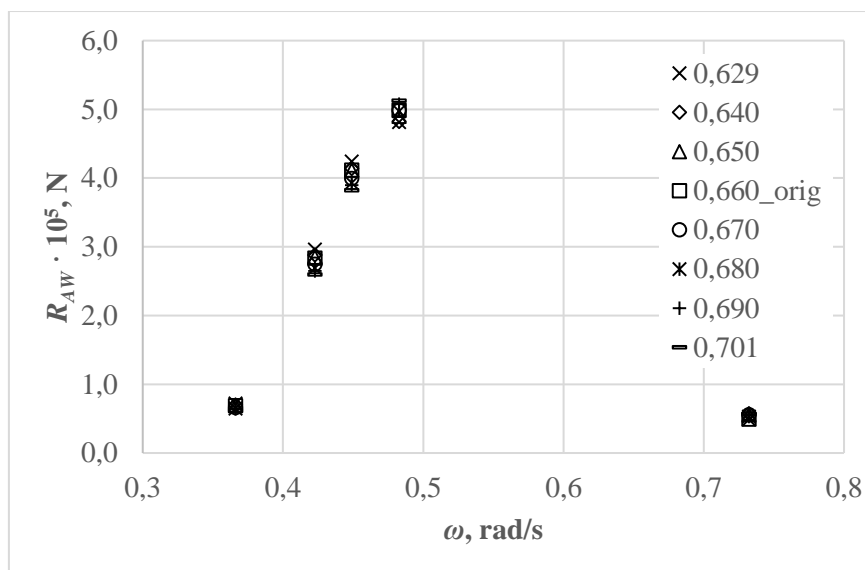
Slika 8.15 Dodatni otpor određen Bretschneiderovim (lijevo) i JONSWAP (desno) teorijskim spektrom valova na temelju numeričkih i eksperimentalnih podataka za KCS

Tablica 8.6 Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom

Stanje mora	SS1	SS2	SS3	SS4	SS5	SS6
Bretschneider	1322,48 N (9,23 %)	2065,27 N (1,75 %)	738,05 N (0,36 %)	82,44 N (0,02 %)	-979,35 N (-0,20 %)	-2954,36 N (-0,41 %)
JONSWAP	2808,38 N (19,37 %)	3490,28 N (7,41 %)	867,12 N (0,82 %)	-6215,40 N (-0,97 %)	-4118,42 N (-0,49 %)	10543,00 N (1,18 %)

8.3. Analiza osjetljivosti ulaznih varijabli neuronske mreže

Kako bi se definirale ulazne varijable neuronske mreže, uz variranje glavnih dimenzija broda te volumena istisnine, kao i stanja mora na kojima se brod tijekom plovidbe može naći, analiziran je utjecaj promjene prizmatičkog koeficijenta, odnosno koeficijenta punoće forme te uzdužnog položaja težišta volumena istisnine na rezultate dodatnog otpora broda na pravilnim valovima za KCS pri brzini od 24 čv. Također je analizirana vrijednost dodatnog otpora pri različitim brzinama plovidbe na pravilnim valovima direktno u pramac te utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja i zaošijanja, također pri brzini od 24 čv. Na slici 8.16 prikazane su vrijednosti dodatnog otpora na pravilnim valovima bez korekcije za KCS modificiran prema metodi Lackenby-ja na način da se uz zadržavanje glavnih izmjera broda postignu različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta. Detaljniji prikaz rezultata, odnosno relativnih devijacija dodatnog otpora modificiranih formi broda u odnosu na dodatni otpor originalne forme KCS broda, dan je u tablici 8.7. Iz tablice je vidljivo kako se na dugačkim i umjerenim pravilnim valovima, osim u području frekvencije koja odgovara vršnoj vrijednosti dodatnog otpora, povećanjem prizmatičkog koeficijenta, a samim time i koeficijenta punoće forme uz zadržavanje konstantne vrijednosti koeficijenta glavnog rebra, dodatni otpor na valovima smanjuje. Drugim riječima, povećanjem prizmatičkog koeficijenta na dugačkim valovima, bez difrakcijske komponente, amplitude gibanja broda se smanjuju. Smanjenjem prizmatičkog koeficijenta vršna vrijednost dodatnog otpora također se smanjuje. U području kratkih valova, odnosno za najvišu valnu frekvenciju, promjena dodatnog otpora promjenom prizmatičkog koeficijenta je izraženija, iako osim što su vrijednosti dodatnog otpora pri toj valnoj frekvenciji najniže, numerički rezultati za područje kratkih valova nisu u potpunosti pouzdani. Iz tog razloga su uspoređeni korigirani rezultati te je vidljivo iz tablice 8.7 kako povećanjem prizmatičkog koeficijenta dodatni otpor na valovima, najvećim dijelom uzrokovan difrakcijom valova, raste.



Slika 8.16 Dodatni otpor KCS broda na pravilnim valovima za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta

Tablica 8.7 Usporedba dobivenih rezultata dodatnog otpora KCS broda za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta na pravilnim i nepravilnim valovima

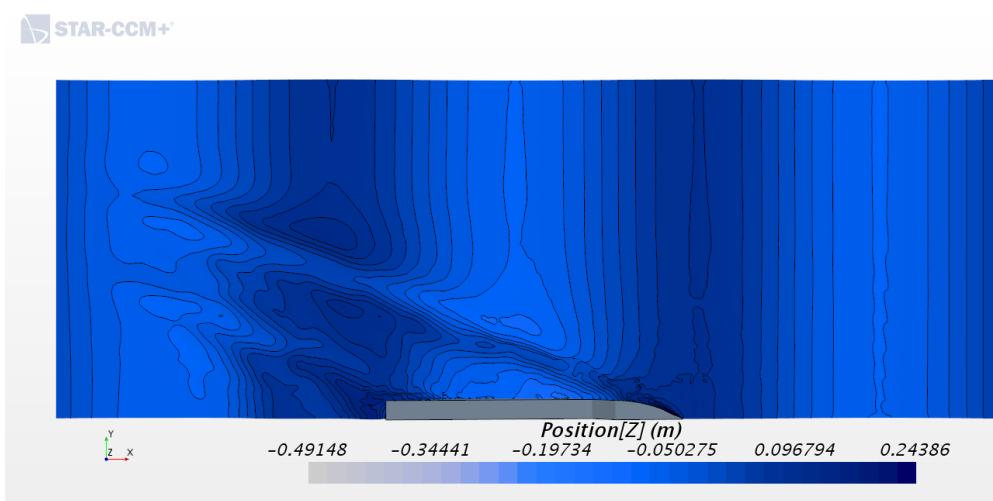
C_p	0,629	0,64	0,65	0,67	0,68	0,69	0,701
ω , rad/s	RD , %						
0,366	4,65	1,64	0,49	-3,85	-5,76	-6,85	-9,73
0,423	4,52	1,62	0,52	-3,11	-5,06	-6,48	-8,33
0,449	3,04	0,58	-0,02	-2,88	-4,55	-5,36	-7,06
0,483	-3,47	-3,30	-1,82	-0,01	-0,32	1,73	2,74
0,732	26,11	22,81	13,97	14,99	15,77	-11,76	15,07
0,732 (kor.)	-6,73	0,26	0,83	4,76	4,68	7,48	8,89
	RD , % (SS1, $H_s = 1,5$ m, $T_z = 6,5$ s)						
Bretschneider	-5,36	-1,04	-0,16	2,88	2,68	5,15	6,36
JONSWAP	-6,61	0,14	0,73	4,59	4,50	7,27	8,66
	RD , % (SS5, $H_s = 3,5$ m, $T_z = 10,5$ s)						
Bretschneider	-1,45	-1,95	-1,18	-0,57	-1,18	-0,27	0,31
JONSWAP	-2,10	-2,41	-1,40	-0,44	-0,98	0,34	0,99

Spektralnom analizom i na temelju korigiranih rezultata na kratkim valovima dobiveni su rezultati dodatnog otpora na nepravilnim valovima za dva stanja mora, SS1 i SS5, koja su odabrana kako bi se analizirali rezultati na nepravilnim valovima, čija je energija koncentrirana u području viših i nižih valnih frekvencija te je vidljivo kako povećanjem prizmatičkog

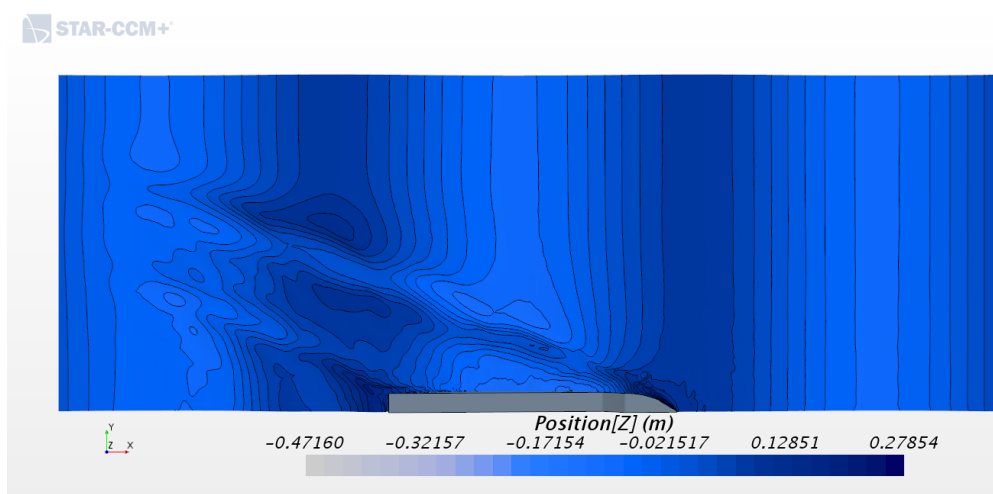
koeficijenta dodatni otpor na valovima raste, odnosno njegovim smanjenjem pada u slučaju oba teorijska spektra energije valova. Za stanje mora SS1 povećanje dodatnog otpora na nepravilnim valovima je izraženije, obzirom da je spektralna energija koncentrirana u području viših valnih frekvencija. S druge strane, za navedeno stanje mora smanjenje dodatnog otpora smanjenjem prizmatičkog koeficijenta najizraženije je za najmanju vrijednost prizmatičkog koeficijenta, tablica 8.7. Za stanje mora SS5, smanjenje dodatnog otpora smanjenjem prizmatičkog koeficijenta manje je izraženo, obzirom da se povećanjem perioda vala vršna vrijednost spektralne energije pomiče u područje nižih frekvencija, a vrijednosti dodatnog otpora su znatno veće u odnosu na one za stanje mora SS1. Unatoč smanjenju amplituda gibanja broda, a samim time i smanjenja dodatnog otpora na pravilnim dugačkim valovima, ukupna vrijednost dodatnog otpora na nepravilnim valovima raste s povećanjem prizmatičkog koeficijenta. U tablici 8.8 prikazane su dobivene relativne devijacije dodatnog otpora na nepravilnim valovima za kontejnerski brod CS5 za ista stanja mora te je vidljivo kako su modifikacijom forme broda, a ovisno o obliku iste, dobivene značajnije postotne promjene. Kako bi se ostvario veći utjecaj prizmatičkog koeficijenta na dodatni otpor na nepravilnim valovima, odabrane su forme broda s većim razlikama između vrijednosti prizmatičkog koeficijenta što je već pokazano u tablici 7.2. Kao što je već napomenuto, utjecaj prizmatičnog koeficijenta na dodatni otpor na pravilnim valovima istražen je i primjenom metode konačnih volumena za dvije vrijednosti prizmatičkog koeficijenta 0,629 i 0,69. Slike valova za obje razmatrane forme KCS broda dane su na slikama 8.17 i 8.18. Koeficijent dodatnog otpora za formu s $C_p=0,69$ iznosi 8,675 što je 0,93% manje u odnosu na koeficijent dodatnog otpora originalne forme KCS broda. U usporedbi s rezultatom dobivenim panelnom metodom, metodom konačnih volumena je dobiveno bitno manje smanjenje dodatnog otpora povećanjem prizmatičkog koeficijenta. Dok je vrijednost posrtanja ostala gotovo ista, vrijednost poniranja, odnosno prva harmonijska komponenta Fourierovog reda za poniranje smanjila se za 3,95%, što je bilo i očekivano. Sličan rezultat dobiven je i panelnom metodom. Vrijednost poniranja za $C_p=0,629$ povećala se za 4,14% u odnosu na originalnu formu KCS broda, dok se koeficijent dodatnog otpora smanjio za čak 7,12%, što je u suprotnosti s rezultatom dobivenim panelnom metodom. Sila ukupnog otpora na valovima u odnosu na originalnu formu KCS broda manja je za oko 6 %, a sila otpora u mirnoj vodi za oko 5%.

Uzrok značajnijeg pada ukupnog otpora na valovima može biti pojava numeričke ventilacije, odnosno miješanja vode i zraka, u konačnim volumenima ispod slobodne površine, što utječe i na viskoznu komponentu i komponentu tlaka. Transportne jednadžbe tada se rješavaju za

mješavinu zraka i vode što može rezultirati manjom vrijednošću otpora. Raspodjela hidrodinamičkog tlaka na trupu modela KCS broda za originalnu vrijednost prizmatičkog koeficijenta $C_p=0,661$ te za $C_p=0,629$ vrlo je slična, uz nešto izraženiju promjenu tlaka u pramčanom dijelu, odnosno na bulbu za originalnu formu KCS broda. Primijećeno je kako, posebice u krmenom dijelu trupa broda, dolazi do numeričke ventilacije za formu broda s prizmatičkim koeficijentom $C_p=0,629$, što može biti uzrokovano većim amplitudama gibanja, točnije poniranja. Panelna metoda nema mogućnost opisa pojave numeričke ventilacije, koja se javlja i kod originalne forme modela KCS broda, ali u puno manjem obliku, kao što je to pokazano i u [15]. Međutim, znatna količina zraka ispod slobodne površine, može dovesti do znatnog smanjenja numeričke vrijednosti ukupnog otpora broda na valovima te tako uz vrijednost ukupnog otpora u mirnoj vodi, gdje ne dolazi do pojave numeričke ventilacije, rezultirati znatno manjom vrijednošću dodatnog otpora od očekivane.



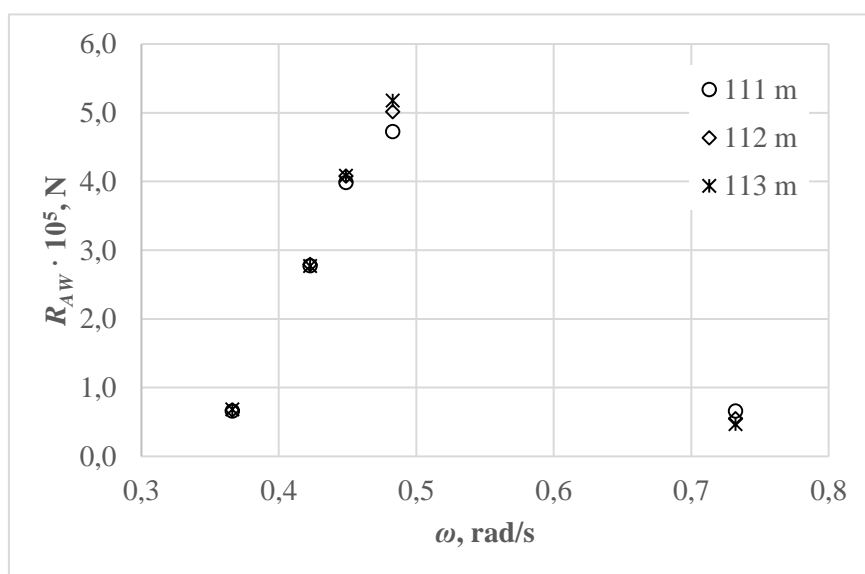
Slika 8.17 Slika valova oko forme KCS broda za $C_p=0,629$



Slika 8.18 Slika valova oko forme KCS broda za $C_p=0,69$

Tablica 8.8 Usporedba dobivenih rezultata dodatnog otpora CS5 kontejnerskog broda za različite vrijednosti prizmatičkog koeficijenta na nepravilnim valovima

C_P	0,583	0,594	0,625	0,646	0,656	0,667	0,677
	$RD, \% (SS1, H_s = 1,5 \text{ m}, T_z = 6,5 \text{ s})$						
Bretschneider	-9,92	-8,07	-0,99	2,33	4,41	7,19	9,79
JONSWAP	-12,36	-10,14	-1,93	3,04	5,87	9,51	13,54
	$RD, \% (SS5, H_s = 3,5 \text{ m}, T_z = 10,5 \text{ s})$						
Bretschneider	-3,95	-3,40	0,41	1,03	2,12	3,73	4,65
JONSWAP	-1,73	-1,66	0,85	0,52	1,25	2,44	2,85



Slika 8.19 Dodatni otpor KCS broda na pravilnim valovima za različite vrijednosti uzdužnog položaja težišta volumena istisnine

Na slici 8.19 i u tablici 8.9 prikazane su dobivene relativne devijacije dodatnog otpora na valovima modifikacija KCS broda s uzdužnim položajem težišta volumena istisnine jednakim 111 m i 113 m u odnosu na dodatni otpor originalne forme KCS broda. Pomicanjem rebara s ciljem promjene položaja težišta volumena istisnine, mijenjaju se pramčani i krmeni prizmatički koeficijenti, ali ukupni prizmatički koeficijent ostaje nepromijenjen. Na temelju dobivenih rezultata moguće je zaključiti kako na dugačkim valovima pomicanjem težišta volumena istisnine nema značajnije promjene dodatnog otpora na valovima, osim u slučaju vršne vrijednosti dodatnog otpora. Općenito, pomicanje uzdužnog položaja težišta volumena istisnine prema krmi omogućuje finiju formu u pramčanom dijelu. S druge strane, pomicanjem uzdužnog položaja težišta volumena istisnine prema pramcu, povećava se udaljenost između položaja težišta volumena istisnine i položaja težišta vodne linije $LCB-LCF$ što uzrokuje

smanjenje posrtanja broda te tako utječe na smanjenje dodatnog otpora u području relativno kratkih valova [134], što je i vidljivo iz rezultata dobivenih pri najvišoj valnoj frekvenciji. Položaj težišta vodne linije originalne forme KCS broda nalazi se na udaljenosti od 102,05 m od krmene okomice, odnosno na udaljenosti od 102,81 m od krmene okomice za $LCB = 113$ m. Drugim riječima, pomicanjem LCB prema pramcu udaljenost između položaja težišta volumena istisnine i položaja težišta vodne linije $LCB-LCF$ povećala se za oko 0,76 m. U području oko frekvencije vršne vrijednosti dodatnog otpora, to je uzrokovalo povećanje posrtanja te dodatnog otpora na valovima.

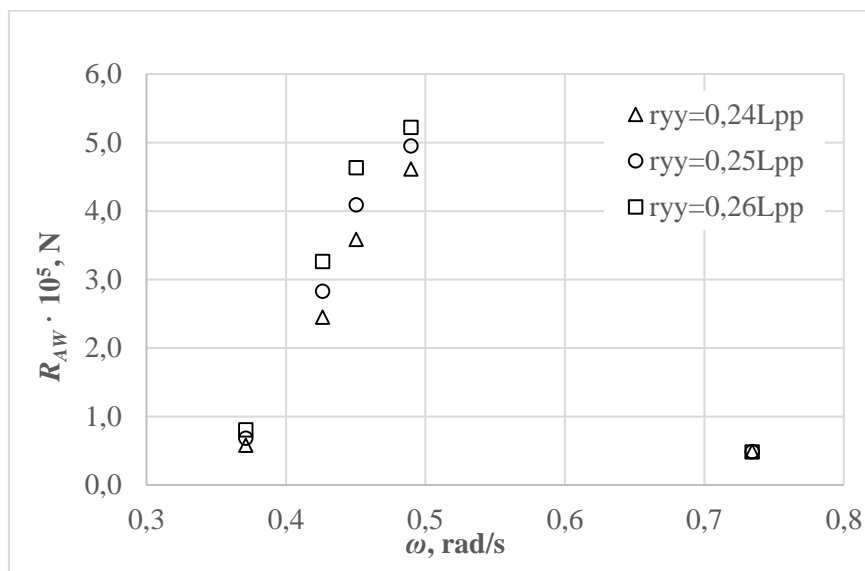
Tablica 8.9 Usporedba dobivenih rezultata dodatnog otpora KCS broda za različite položaje težišta volumena istisnine na pravilnim i nepravilnim valovima

LCB , m	111	113
ω , rad/s	RD , %	
0,366	-2,38	0,89
0,423	-0,62	-0,82
0,449	-2,32	0,09
0,483	-5,74	3,28
0,732	20,26	-14,96
0,732 (kor.)	3,75	-2,24
SS1, $H_s = 3,5$ m, $T_z = 7,5$ s	RD , %	
Bretschneider	0,72	-0,49
JONSWAP	3,52	-2,11
SS5, $H_s = 4,5$ m, $T_z = 10,5$ s	RD , %	
Bretschneider	-4,27	2,14
JONSWAP	-4,81	2,53

Za određivanje promjene dodatnog otpora na nepravilnim valovima uslijed pomaka uzdužnog položaja težišta istisnine, rezultati na kratkim valovima su korigirani te je vidljivo kako se na izraženijem stanju mora srednja vrijednost dodatnog otpora smanjuje pomicanjem LCB prema krmu, odnosno kako se povećava pomicanjem LCB prema pramcu za oba teorijska spektra energije. Na stanju mora SS1, gotovo da i nema nikakve promjene u vrijednostima dodatnog otpora dobivenim Bretschneiderovim spektrom.

Početna vrijednost radijusa tromosti mase kod posrtanja KCS broda odgovara 25% duljine između okomica. Ukoliko nije poznat, radijus tromosti mase kod posrtanja i zaošijanja moguće

je približno odrediti u okviru postotka duljine broda između okomica te su uz početnu vrijednost analizirane i vrijednosti radijusa tromosti koje odgovaraju 24% i 26% duljine broda između okomica. Na slici 8.20 prikazan je utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja na rezultate dodatnog otpora na pravilnim valovima. Vidljivo je kako se povećanjem, odnosno smanjenjem, radijusa tromosti mase kod posrtanja dodatni otpor na dugačkim valovima te valovima umjerene valne duljine također povećava, odnosno smanjuje, i to u prosjeku za 15%, dok se vršna vrijednost dodatnog otpora mijenja za oko 6%. Prema dobivenim numeričkim rezultatima na kratkim valovima, utjecaj promjene radijusa tromosti mase kod posrtanja nema gotovo nikakav učinak, što je i očekivano obzirom da su u tom području apsolutna gibanja broda znatno manja. Kao što je vidljivo iz tablice 8.10, na nepravilnim valovima, utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja izraženiji je na većim stanjima mora kada je spektralna energija koncentrirana u području nižih valnih frekvencija.



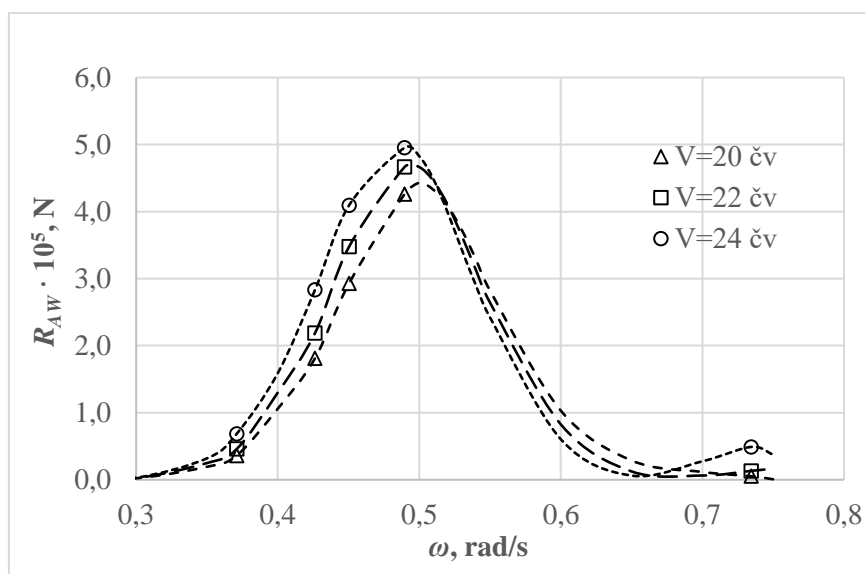
Slika 8.20 Utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja na rezultate dodatnog otpora na valovima KCS broda

Na slici 8.21 prikazane su numerički dobivene vrijednosti dodatnog otpora na valovima za tri brzine: 20 čv, 22 čv i 24 čv, što odgovara Froudeovim brojevima 0,216, 0,238 i 0,260. Povećanjem brzine za 2 čv, vrijednost dodatnog otpora povećava se za oko 6% odnosno 8,5%, u području oko vršne vrijednosti, koja odgovara frekvenciji $\omega = 0,48$ rad/s, dok su postotna povećanja veća na nižim valnim frekvencijama, gdje je izraženiji porast dodatnog otpora s povećanjem brzine. Vidljivo je i kako se povećavanjem brzine vršna vrijednost dodatnog otpora pomiče prema nižim frekvencijama nailaznih valova. Pad vrijednosti dodatnog otpora na nepravilnim valovima smanjenjem brzine u odnosu na projektnu brzinu KCS broda prikazan je

u tablici 8.11 za stanja mora SS1 i SS5 te je vidljivo kako je za manje stanje mora pad dodatnog otpora izraženiji u slučaju JONSWAP teorijskog spektra. Za više stanje mora dodatni otpor se značajnije mijenja smanjenjem brzine, odnosno veće su razlike u vrijednostima dodatnog otpora pri pojedinim brzinama u odnosu na stanje mora SS1.

Tablica 8.10 Utjecaj radijusa tromosti mase kod posrtanja na rezultate dodatnog otpora na nepravilnim valovima KCS broda

r_{yy}/L	0,24	0,26
	$RD, \% (SS1, H_s = 1,5 \text{ m}, T_z = 6,5 \text{ s})$	
Bretschneider	-2,63	2,13
JONSWAP	-0,10	0,04
	$RD, \% (SS5, H_s = 3,5 \text{ m}, T_z = 10,5 \text{ s})$	
Bretschneider	-8,19	7,59
JONSWAP	-7,96	7,15



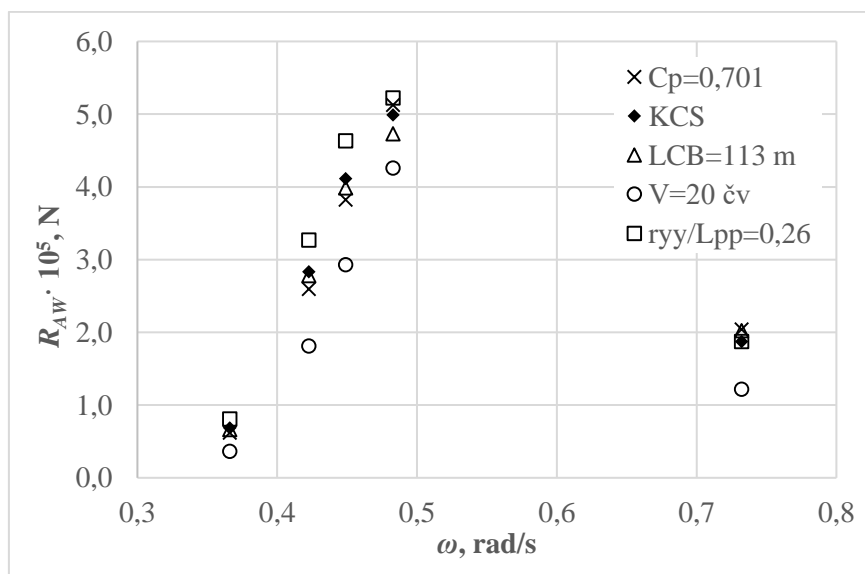
Slika 8.21 Dodatni otpor KCS broda na pravilnim valovima za tri brzine

Utjecaj navedenih parametara na dodatni otpor broda na pravilnim valovima ovisi o frekvenciji nailaznog vala. Na slici 8.22 prikazane su dobivene vrijednosti dodatnog otpora KCS broda nakon promjene prizmatičkog koeficijenta forme, uzdužnog položaja težišta volumena istisnine, brzine plovidbe te radijusa tromosti mase kod posrtanja. U slučaju povećanja prizmatičkog koeficijenta (i koeficijenta punoće) forme broda, vidljivo je kako se na kratkim valovima (najviša frekvencija) dodatni otpor u manjoj mjeri povećava, kao i vršna vrijednost dodatnog otpora, dok se na umjereno dugačkim valovima dodatni otpor smanjuje. Na dugačkim

valovima, promjena prizmatičkog koeficijenta kao i pomak uzdužnog položaja težišta volumena istisnine prema pramcu nema utjecaj. Dugačkim valovima odgovaraju oni omjeri valne duljine i duljine broda za koje relativna gibanja broda teže nuli. Najveći utjecaj pomaka LCB primjećuje se kod vršne vrijednosti dodatnog otpora, kada se njegova vrijednost smanjuje, dok je u području kratkih valova zamijećen blagi porast vrijednosti dodatnog otpora. Smanjenjem brzine, u cijelom frekvencijskom rasponu se vrijednost dodatnog otpora smanjuje. Konačno, povećanjem radijusa tromosti mase kod posrtanja, vrijednost dodatnog otpora se povećava, i to značajnije u području umjereno dugačkih valova.

Tablica 8.11 Utjecaj brzine plovidbe na rezultate dodatnog otpora na nepravilnim valovima KCS broda

V, čv	20	22
	$RD, \% (SS1, H_s = 1,5 \text{ m}, T_z = 6,5 \text{ s})$	
Bretschneider	-27,25	-17,91
JONSWAP	-33,93	-24,25
	$RD, \% (SS5, H_s = 3,5 \text{ m}, T_z = 10,5 \text{ s})$	
Bretschneider	-20,37	-10,52
JONSWAP	-18,66	-9,08

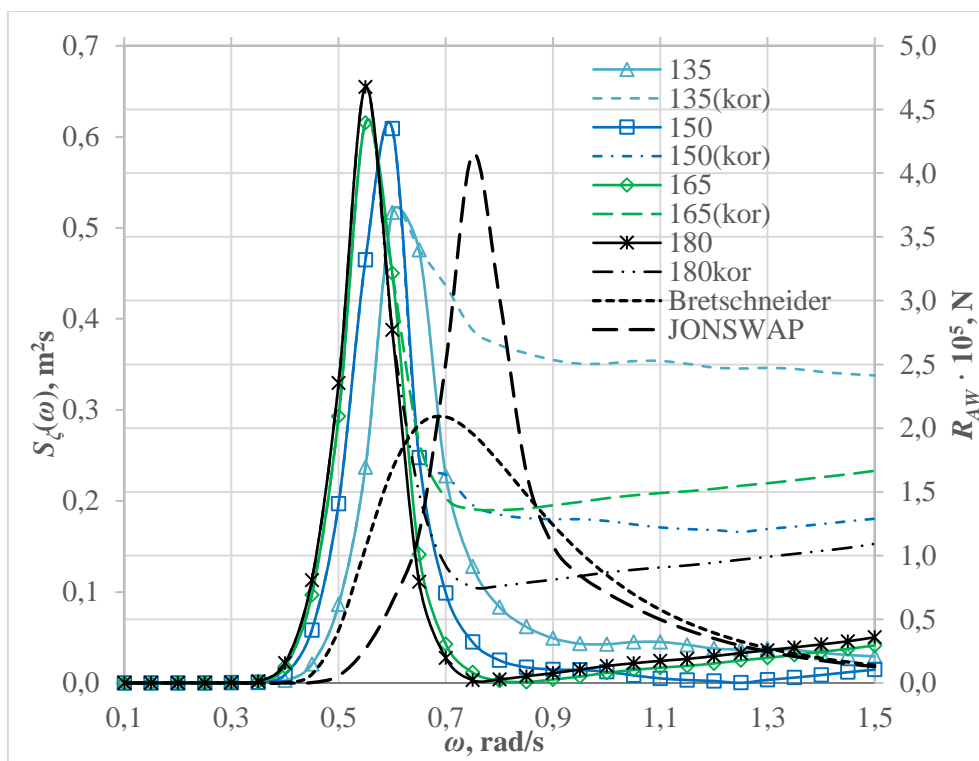


Slika 8.22 Utjecaj prizmatičkog koeficijenta, uzdužnog položaja težišta volumena istisnine, brzine i radijusa tromosti mase kod posrtanja na dodatni otpor KCS broda pri različitim frekvencijama

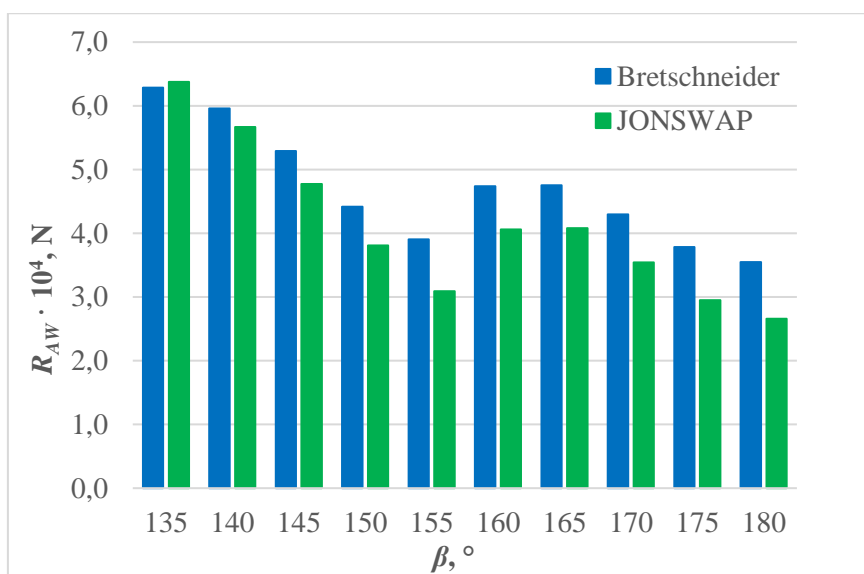
Ovisno o frekvencijskom rasponu u kojem je koncentrirana spektralna energija, za određena stanja mora, utjecaj primjerice radijusa tromosti na dodatni otpor bit će zanemariv, a za stanja

mora kada je valna energija koncentrirana u području umjereno dugačkih i dugačkih valova, utjecaj će biti značajan. Utjecaj preostalih parametara također ovisi o frekvencijskom rasponu. Iz svega navedenoga slijedi kako su rezultati hidrodinamičkih proračuna ovisni kako o frekvencijama nailaznih pravilnih valova tako i o definiranim stanjima mora. Uz period vala, o kojem ovisi raspodjela spektralne energije u frekvencijskom rasponu, ovisno o valnoj visini utjecaj promjene navedenih parametara doći će više ili manje do izražaja. Ovako složen fizikalni model, gdje je osjetljivost numeričke vrijednosti dodatnog otpora ovisna o frekvencijskom položaju, zahtijeva kvalitetne rezultate na temelju kojih neuronska mreža uči te adekvatnu pripremu dovoljne količine podataka.

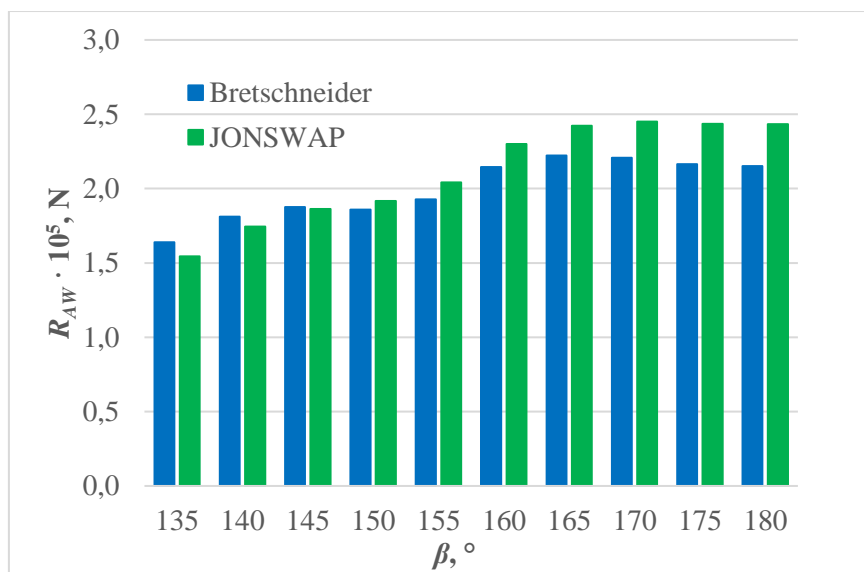
Dodatni otpor na pravilnim valovima u pramac i koso u pramac izračunat je za kontejnerski brod CS5 prizmatičkog koeficijenta 0,61 pri brzini napredovanja od 21 čv, što odgovara Froudeovom broju 0,258. Dobiveni rezultati na pravilnim valovima prikazani su na slici 8.23. Smanjenjem kuta nailaska valova, položaj vršne vrijednosti dodatnog otpora pomiče se prema višim frekvencijama, a vršna vrijednost se smanjuje. U slučaju nailaska valova koso u pramac nastaje poprečna komponenta sile na brod, koja se povećava s povećanjem kuta između vektora brzine napredovanja broda i smjera nailaska valova te maksimalnu vrijednost poprima za valove u bok. Obzirom da je dodatni otpor na valovima definiran kao komponenta sile suprotna od smjera napredovanja broda, povećanjem kuta između vektora brzine napredovanja broda i smjera nailaska valova vrijednost dodatnog otpora se smanjuje. Rezultati hidrodinamičkih proračuna na kratkim valovima podcjenjuju vrijednosti dodatnog otpora. Korekcijom rezultata u području kratkih valnih duljina, difrakcijska komponenta dodatnog otpora značajno se povećava pri kutu nailaska od 135° . Iz tog je razloga, za stanje mora SS1 definirano s $H_s = 1,5$ m i $T_z = 6,5$ s, čija je krivulja spektra energije valova za Bretschneiderov i JONSWAP spektar prikazana na slici 8.23, dodatni otpor na valovima koso u pramac veći od dodatnog otpora na valovima u pramac, slika 8.24. Za stanje mora SS5 definirano s $H_s = 3,5$ m i $T_z = 10,5$ s, kada je koncentracija energije valova veća u području nižih valnih frekvencija, dodatni otpor se smanjuje smanjenjem kuta nailaska valova, slika 8.25. Također je vidljivo kako dodatni otpor na nepravilnim valovima poprima najveći iznos za nailazne valove pod kutom od 165° primjenom Bretschneiderovog spektra, odnosno pod kutom od 170° primjenom JONSWAP spektra.



Slika 8.23 Dodatni otpor na valovima CS5 kontejnerskog broda za različite kutove nailaska valova



Slika 8.24 Dodatni otpor na valovima CS5 kontejnerskog broda za stanje mora SS1 definirano s $H_s = 1,5$ m i $T_z = 6,5$ s

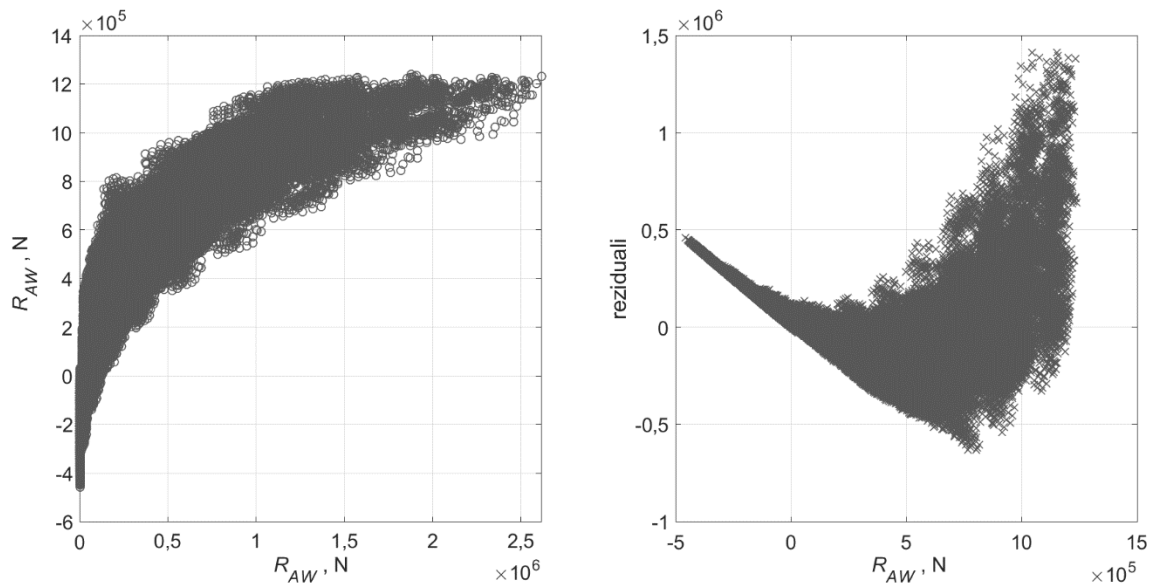


Slika 8.25 Dodatni otpor na valovima CS5 kontejnerskog broda za stanje mora SS5 definirano s $H_s = 3,5$ m i $T_z = 10,5$ s

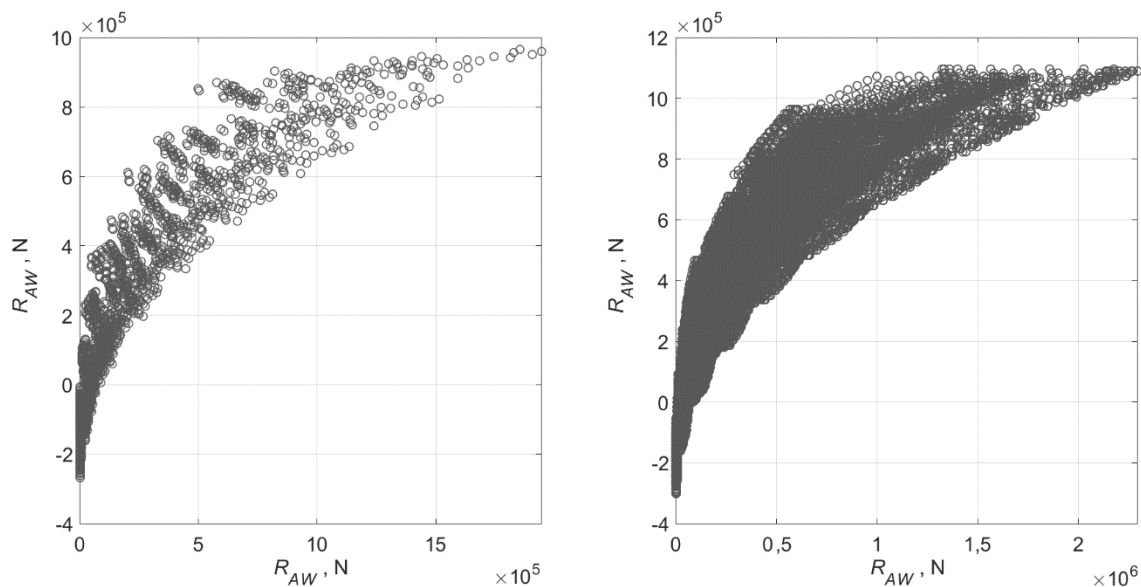
8.4. Rezultati višestruke linearne regresije i analiza glavnih komponenti

Ocjena linearne povezanosti između rezultata hidrodinamičkih proračuna provedena je primjenom linearnog regresijskog modela na temelju metode najmanjih kvadrata u programskom paketu MATLAB 2018b [97]. Reprerativnost dobivenog regresijskog modela provjerena je prvenstveno pomoću koeficijenta determinacije R^2 . Za slučaj višestruke linearne regresije na temelju analize svih podataka hidrodinamičkih proračuna R^2 iznosi 0,737, slika 8.26. Analizom podataka za samo jedan kontejnerski brod (CS5) i jedan kut nailaska valova, odnosno za valove u pramac, R^2 iznosi 0,754, a uvođenjem nove varijable, kuta nailaska valova, R^2 smanjuje se na 0,727, slika 8.27. Varijanca vrijednosti procijenjenih modelom linearne regresije bliska je varijanci izlaznih vrijednosti uzoraka, što može uzrokovati povećanje vrijednosti koeficijenta determinacije. Vrijednosti koeficijenata determinacije regresijskih modela jednaki su i za slučaj vektora ulaznih varijabli kontejnerskog broda CS5, koji sadrži samo promjenjive varijable. Normalizirane vrijednosti srednjeg kvadratnog odstupanja dobivenih rezultata su kako slijedi: 0,5129 za sve podatke, 0,4964 za CS5 i jedan kut nailaska valova te 0,5240 za CS5 i različite kutove nailaska valova. Na temelju usporedbe procijenjenih i traženih podataka pokazana su znatna odstupanja u rezultatima te nelinearnost u analiziranim podacima, što je moguće zaključiti i na temelju reziduala. To u konačnici upućuje na neadekvatnost primjene takvog regresijskog modela, slika 8.26. Vidljivo je kako

reziduali pokazuju primjetan uzorak poput krivulje, što ukazuje na nelinearnost između ulaznih i izlazne varijable te je moguće zaključiti kako vrijednosti reziduala ne odgovaraju vrijednostima slučajnih pogrešaka regresijskog modela.



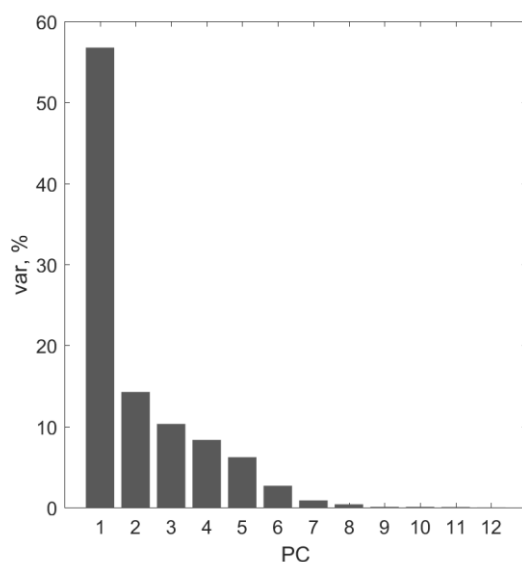
Slika 8.26 Rezultati višestruke linearne regresije (lijevo) i reziduali (desno) dobiveni analizom svih podataka



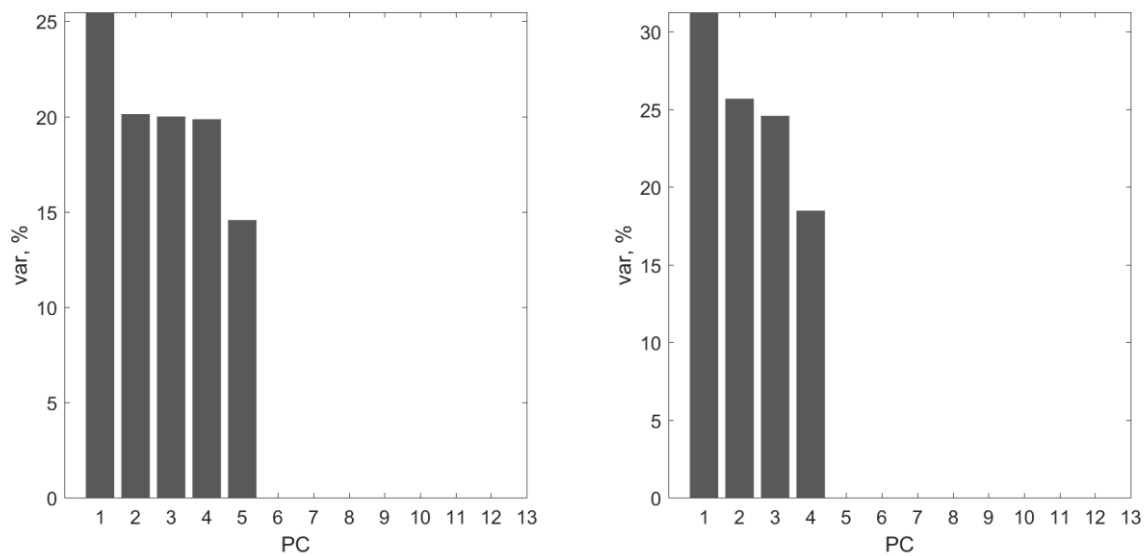
Slika 8.27 Rezultati višestruke linearne regresije dobiveni analizom podataka kontejnerskog broda CS5 za jedan kut nailaska valova (lijevo) i različite kutove nailaska valova (desno)

Analiza glavnih komponenti (PCA) provedena je za standardizirane podatke kako bi se izbjegla pojava različitih varijanci ulaznih varijabli. Drugim riječima, standardizirani podaci imaju srednju vrijednost jednaku nuli te standardnu devijaciju jednaku jedinici, što znači da matrica

kovarijance na glavnoj dijagonali ima vrijednosti jednake jedinici. Na temelju matrice kovarijance, moguće je primijetiti međusobnu ovisnost varijabli, osim u slučaju odabranog spektra te značajne valne visine i perioda vala sa značajkama forme broda te brzinom. S druge strane moguće je uočiti međusobnu povezanost značajne valne visine i perioda vala. Izračunom jedinstvenih vrijednosti i jedinstvenih vektora na temelju matrice kovarijance, dobivene su glavne komponente kao linearne kombinacije početnih varijabli, a koje su međusobno neovisne. Nove osi koje su usmjerene prema području najveće varijance su upravo glavne komponente, a njihove jedinstvene vrijednosti daju vrijednosti varijanci sadržanih u pojedinim glavnim komponentama. Postotni udio varijance pojedine glavne komponente u ukupnoj varijanci određen je kao omjer pojedine jedinstvene vrijednosti te zbroja svih jedinstvenih vrijednosti, što je prikazano na slici 8.28. Vidljivo je kako je glavnina informacija sadržana u prvoj glavnoj komponenti, a eliminacijom posljednjih pet glavnih komponenti koje imaju najmanji udio u ukupnoj varijanci, zadržava se čak 99,4% varijance, odnosno informacija koje sadrži početni skup podataka uz značajno smanjenje ulaznih varijabli te pojednostavljenje numeričkog modela. Međutim, u okviru ovog istraživanja zadržane su sve glavne komponente, a ulazni podaci za neuronsku mrežu na taj način su opisani novim linearno nezavisnim varijablama. Primijećeno je znatno kraće proračunsko vrijeme te veća promjena TRNMSE i VRNMSE nakon jednakog broja koraka učenja za slučaj kada je mreža učena s linearno nezavisnim varijablama.



Slika 8.28 Postotak dijela ukupne varijance sadržane u glavnim komponentama



Slika 8.29 Postotak dijela ukupne varijance sadržane u glavnim komponentama za CS5 kontejnerski brod za različite kutove nailaska valova (lijevo) i valove u pramac (desno)

Na slici 8.29 prikazani su udjeli ukupne varijance po glavnim komponentama za CS5 kontejnerski brod za različite kutove nailaska valova te valove u pramac. Vidljivo je kako konstantne ulazne varijable poput glavnih značajki broda, koeficijenta forme broda te radijusa tromosti mase ne sadrže nikakvu informaciju (varijancu) te ne utječu na rezultat, što je i očekivano. Uvođenjem dodatne promjenjive varijable, odnosno kuta nailaska valova, ukupna varijanca je raspodijeljena u pet glavnih komponenata te uz stanje mora, teorijski spektar i brzinu plovidbe, na vrijednost dodatnog otpora na valovima utječe i kut nailaska valova.

8.5. Usporedba rezultata umjetne neuronske mreže

Osnovana neuronska mreža s povratnim prostiranjem pogreške te promjenom težinskih koeficijenata temeljem najstrmijeg gradijenta pogreške, u prvom je koraku učila na temelju skupa normaliziranih i standardiziranih podataka za učenje, NM, te na temelju skupa podataka linearno nezavisnih varijabli dobivenih analizom glavnih komponenata, NM(PCA). Početni težinski koeficijenti pritom su bili jednaki za inicijalizaciju procesa učenja te u drugom koraku za učenje neuronske mreže primjenom različitih algoritama učenja. Analiza glavnih komponenata primijenjena je na skup standardiziranih podataka za učenje, a isti koeficijenti glavnih komponenata korišteni su za pripremu podataka za validaciju. Uz konstantnu vrijednost koeficijenta brzine učenja varirana je vrijednost momentuma te su vrijednosti pogrešaka učenja i validacije dobivene nakon 10 000 koraka učenja prikazane u tablici 8.12. Prvenstveno je moguće primijetiti kako je pogreška validacijskog skupa podataka istog reda veličine kao i

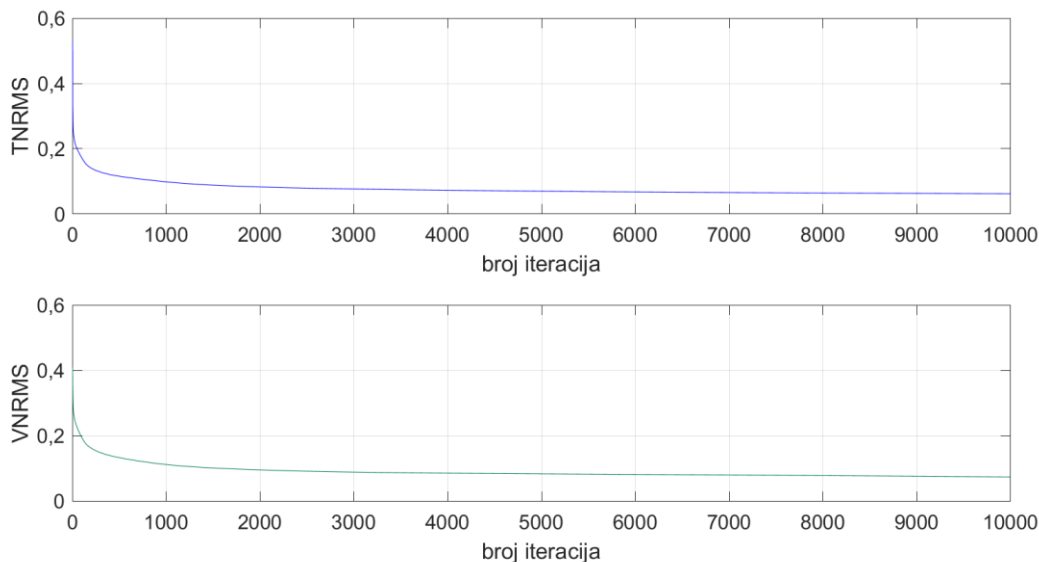
pogreška skupa podataka za učenje, a promjena momentuma ne doprinosi u značajnijoj mjeri ubrzavanju procesa učenja. Neuronska mreža dobre sposobnosti generalizacije ima pogrešku učenja validacije istog reda veličine te je uobičajeno da je pogreška učenja manja od pogreške validacije. Neuronska mreža učena podacima dobivenim na temelju analize glavnih komponenata pokazuje vrlo slične vrijednosti pogrešaka, što ukazuje na očuvanje točnosti rješenja, dok je s druge strane proračunsko vrijeme u tom slučaju znatno kraće, premda su zadržane sve ulazne varijable. Nove varijable su linearne kombinacije izvornih varijabli, ali u potpunosti međusobno linearno nezavisne. Međutim, priprema ulaznih podataka, koja je uz standardizaciju uključivala i analizu glavnih komponenata nije doprinijela smanjenju reziduala suprotno očekivanom. Vrijednosti TNRMSE i VNRMSE neuronske mreže NM te NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$ tijekom 10 000 iteracija, odnosno koraka učenja, prikazane su na slikama 8.30 i 8.32. Iako se s povećanjem broja iteracija pogreške učenja i validacije znatno sporije smanjuju, vidljivo je kako je TNRMSE i VNRMSE imaju trend pada tijekom svih iteracija. Međutim rješenje vrlo sporo konvergira, a uključivanje momentuma u promjenu težinskih koeficijenata ne ubrzava proces učenja. Analizom reziduala dobivenih primjenom NM i NM(PCA) za svaki uzorak učenja, slike 8.31 i 8.33, uočeni su još uvijek veliki reziduali nakon 10 000 iteracija, no njihova raspodjela pokazuje da su vrijednosti nasumično raspršene oko nule u cijelom rasponu traženih vrijednosti dodatnog otpora te za razliku od viševarijabilne linearne regresije ne pokazuju izraženi oblik odnosno uzorak, slike 8.34 i 8.35.

Tablica 8.12 Pogreške učenja i validacije neuronske mreže za različite vrijednosti momentuma

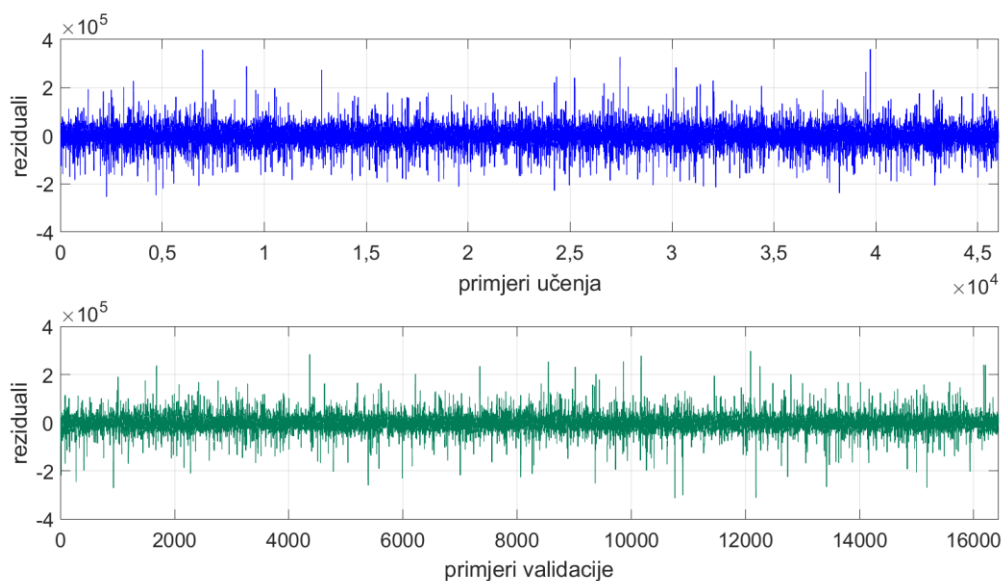
α	NM		NM(PCA)	
	TNRMSE	VNRMSE	TNRMSE	VNRMSE
0,0	0,0633	0,0772	0,0639	0,0792
0,3	0,0616	0,0757	0,0628	0,0788
0,5	0,0618	0,0742	0,0619	0,0774
0,8	0,0665	0,0725	0,0670	0,0804

Međutim, analizom reziduala moguće je primijetiti da postoji određeni broj ekstremnih vrijednosti odnosno podataka, koji kao da ne pripadaju skupu rezultata proračuna (engl. *outliers*). Iz tog razloga su reziduali manjih vrijednosti dodatnog otpora na valovima znatno veći, odnosno neuronska mreža daje lošiju procjenu dodatnog otpora pri manjim stanjima mora, odnosno za manje vrijednosti dodatnog otpora. Takvi podaci narušavaju točnost mreže te

onemogućuju postizanje zadovoljavajuće generalizacijske sposobnosti mreže. Jedno od rješenja je primjena regularizacije, koja smanjenjem vrijednosti određenih težinskih koeficijenata smanjuje utjecaj takvih podataka na konačno rješenje te model postaje robusniji.



Slika 8.30 Pogreška učenja i validacije neuronske mreže NM za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$



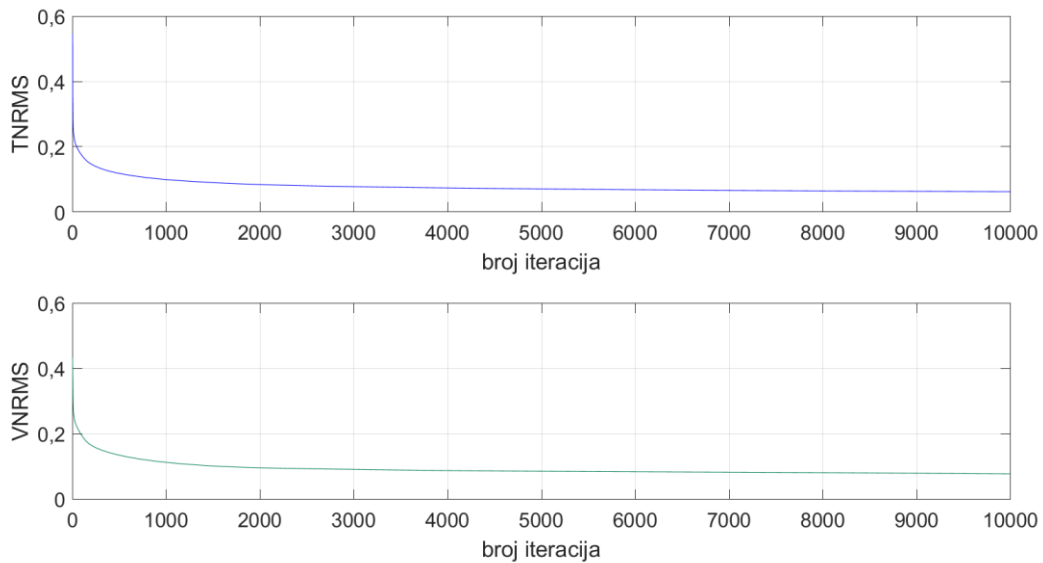
Slika 8.31 Reziduali neuronske mreže NM za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$

Kao što je već napomenuto, koeficijent brzine učenja za proces učenja mreže na temelju najstrmijeg pada gradijenta pogreške odabran je u području gdje funkcija pogreške, u ovisnosti o koeficijentu brzine učenja, za slučaj skupa podataka za učenje pokazuje trend pada, a funkcija pogreške za slučaj podataka za validaciju ima minimum. Međutim, na temelju dobivenih

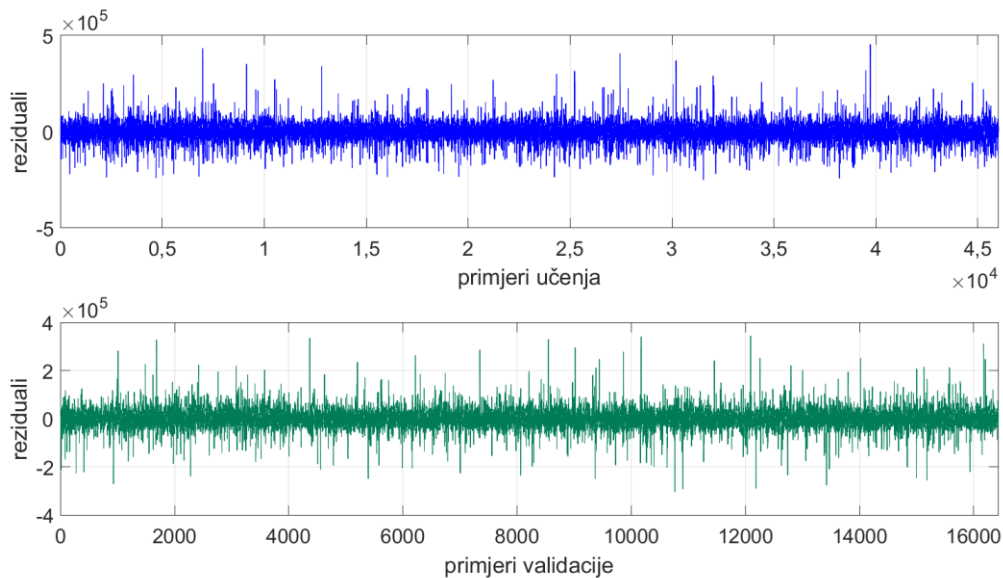
rezultata moguće je zaključiti kako se uz odabrani koeficijent brzine učenja težinski koeficijenti mijenjaju za vrlo male iznose da bi se i uključivanjem momentuma, koji koristi prethodno izračunat gradijent pogreške, rješenje približilo globalnom minimumu. Kao što je već napomenuto, svaka promjena težinskih koeficijenata temelji se na gradijentu pogreške te dijelu promjene težinskih koeficijenata iz prethodnog koraka učenja ovisno o iznosu momentuma. Drugim riječima, u određenom koraku učenja, promjena težinskih koeficijenata ovisi o gradijentu pogreške iz prethodnih koraka učenja, izračunatih s težinskim koeficijentima u čijoj promjeni se dijelom nalaze i promjene težinskih koeficijenata iz prethodnih koraka putem momentuma. S povećanjem broja koraka, utjecaj promjena težinskih koeficijenata iz početnih koraka adekvatno iznosu momentuma iščezava. Naime, kod složenih višedimenzijskih nelinearnih problema, funkcija pogreške u određenoj točki može imati u jednom smjeru blaži pad, iako je to ispravan smjer traženja minimuma, a u drugom smjeru strmiji pad, koji vodi primjerice do zaravni ili lokanog minimuma površine pogreške. S obzirom da se težinski koeficijenti linearno mijenjaju s iznosom gradijenta funkcije pogreške po težinskim koeficijentima, a promjena se vrši u smjeru najstrmijeg pada gradijenta u kojem je promjena težinskih koeficijenata najveća, mijenja se smjer traženja globalnog optimuma. Stoga uz iznos gradijenta pogreške, odnosno prve derivacije funkcije pogreške po težinskim koeficijentima, od velike koristi može biti i poznavanje druge derivacije, odnosno samog oblika funkcije pogreške. Iz tog su razloga analizirani i prethodno navedeni algoritmi učenja unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške, koji određuju i drugu derivaciju funkcije pogreške po težinskim koeficijentima te je ocijenjena njihova uspješnost u odnosu na algoritam prvog reda.

Neuronska mreža učena na temelju najstrmijeg pada gradijenta pogreške zadovoljavajuće prati nelinearnost podataka, što je moguće primijetiti usporedbom izlaznih vrijednosti neuronske mreže $O(n)$ i traženih rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$ za prvih sto uzoraka skupa podataka za validaciju na slikama 8.36 i 8.37. Iako mreža pokazuje dobar trend, za određene uzorke skupa podataka za validaciju, vidljiva su značajnija odstupanja izlaznih vrijednosti mreže od traženih rezultata, što je moguće pripisati velikoj dinamici izlaznih vrijednosti u odnosu na malu dinamiku određenih ulaznih varijabli, kao što su primjerice koeficijenti forme broda, ali i različitoj dinamici traženih rješenja ovisno o frekvencijskom području i valnoj visini. Naime, srednja vrijednost dodatnog otpora na nepravilnim valovima ovisi, kao što je već prikazano, o obliku i položaju prijenosne funkcije u frekvencijskom rasponu, položaju vršne vrijednosti dodatnog otpora na pravilnim valovima kao i raspodjeli spektralne energije u odnosu

na prijenosnu funkciju dodatnog otpora. Sve navedeno definira traženi iznos dodatnog otpora za određeno stanje mora, uzevši u obzir da je duljina valova relativna u odnosu na duljinu broda.



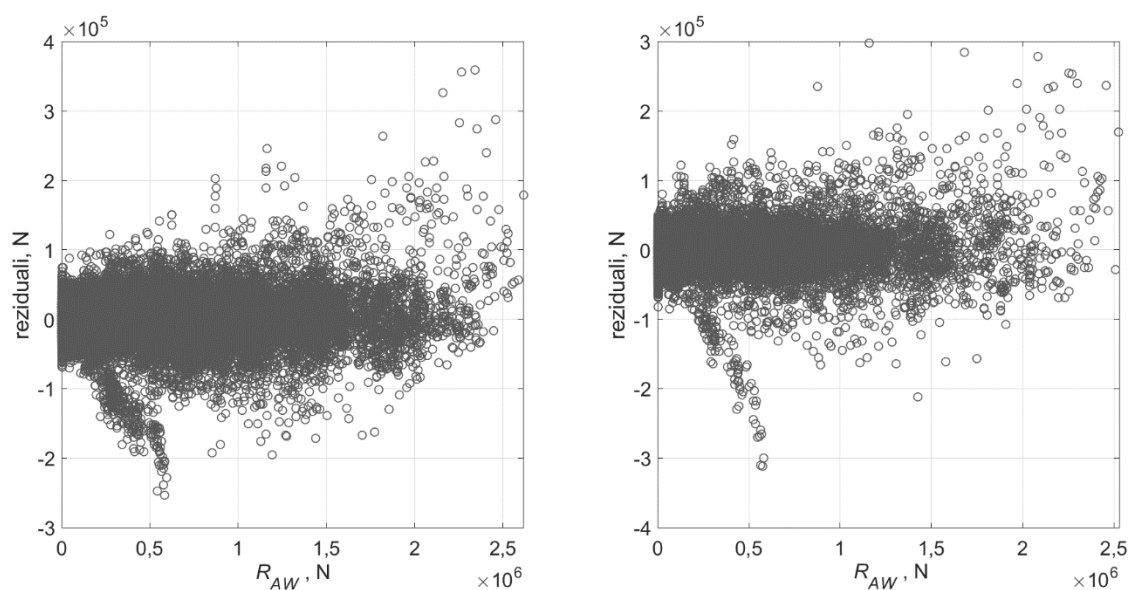
Slika 8.32 Pogreška učenja i validacije neuronske mreže NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$



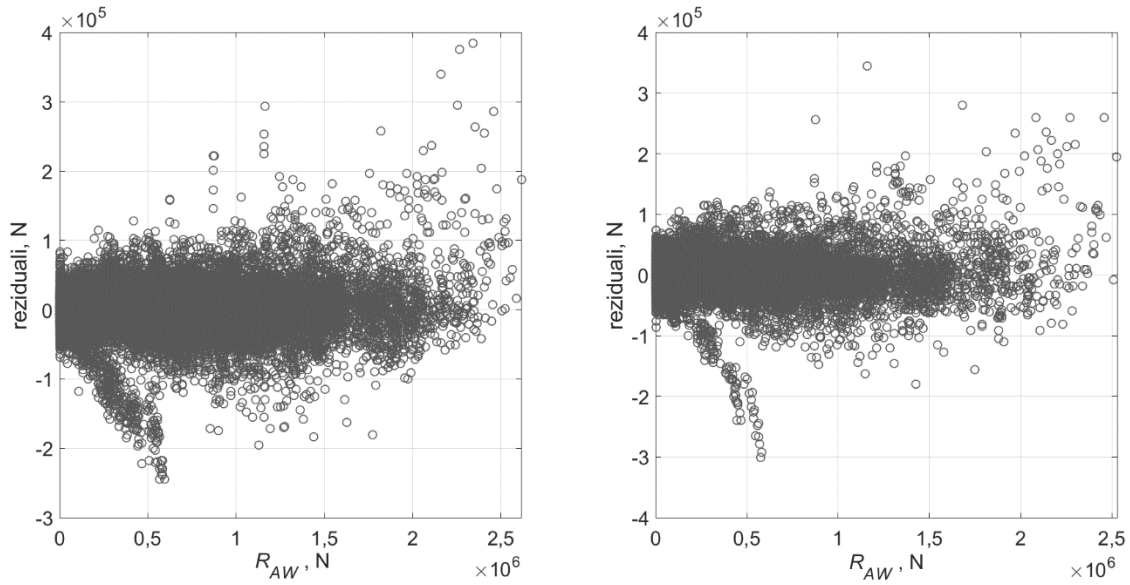
Slika 8.33 Reziduali neuronske mreže NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$

Kako bi se ubrzala konvergencija algoritma najstrmijeg pada gradijenta pogreške i povećala točnost, primijenjen je promjenjivi koeficijent brzine učenja. Nakon što je u određenom koraku učenja izračunat iznos funkcije pogreške E , na temelju usporedbe s njezinom vrijednošću iz prethodnog koraka, vrijednost koeficijenta brzine učenja je povećana ili umanjena. Ukoliko je iznos pogreške veći od pogreške iz prethodne iteracije uvećane za 4%, koeficijent brzine učenja

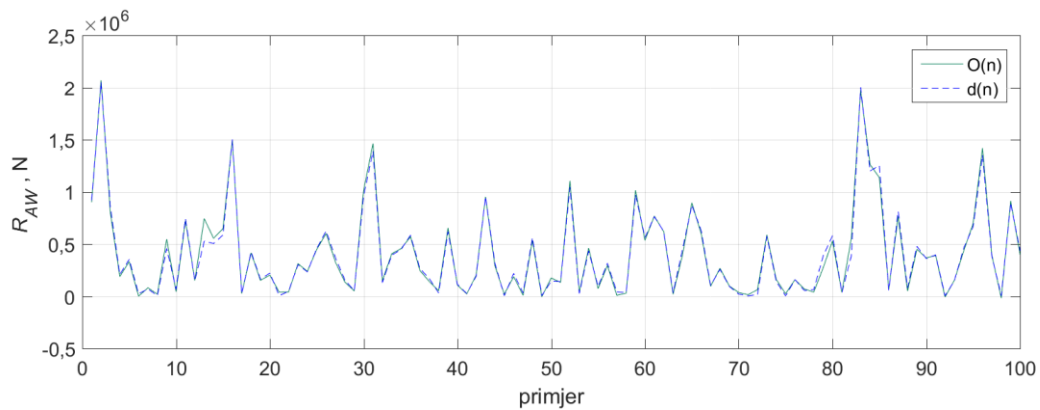
smanjen je za 10%, a promjena težinskih koeficijenata se odbacuje. U suprotnom, vrši se promjena težinskih koeficijenata, a koeficijent brzine učenja povećan je za 1%. važno je napomenuti kako su dobiveni postotci povećanja, odnosno smanjenja koeficijenta brzine učenja određeni eksperimentalno. Promjenjivi koeficijent učenja, koji se prilagođava tijekom procesa učenja smatra se učinkovitijim u povećanju točnosti mreže u odnosu na promjenu koeficijenta brzine učenja tijekom određenog broja iteracija za neku konstantnu vrijednost ili prema nekoj funkciji. Međutim, kao i za slučaj konstantne vrijednosti koeficijenta brzine učenja, tako je i primjenom promjenjivog koeficijenta potencijalna opasnost smanjenje pogreške učenja, ali povećavanje pogreške validacije. Drugim riječima, mreža dobro nauči na temelju podataka za učenje, ali ima lošu sposobnost generalizacije, što je moguće primijetiti praćenjem pogreške validacijskog skupa podataka. Primjena promjenjivog koeficijenta brzine učenja dovela je do smanjenja TNRMSE (0,0476), ali i značajnijeg povećanja VNRMSE (0,1568) te je mogućnost primjene neuronske mreže s promjenjivim koeficijentom brzine učenja za procjenu rješenja definiranog fizikalnog modela odbačena.



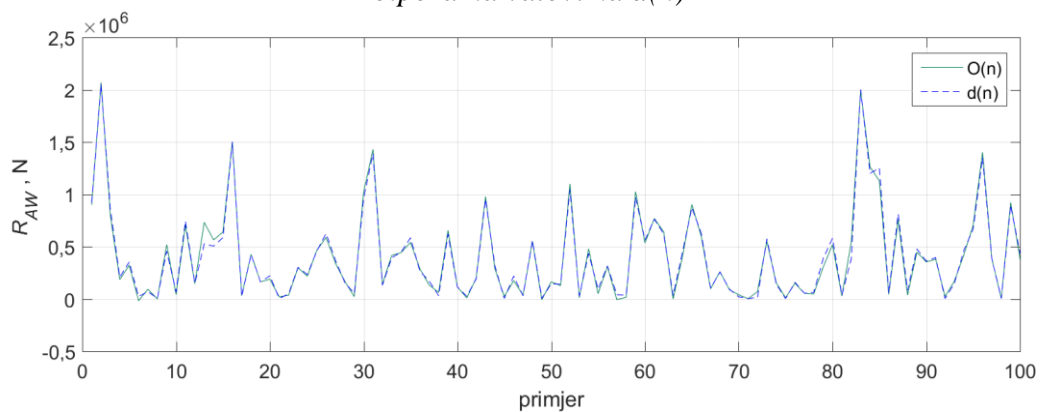
Slika 8.34 Distribucija reziduala neuronske mreže NM za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$ skupa podataka za učenje (lijevo) i validaciju (desno)



Slika 8.35 Distribucija reziduala neuronske mreže NM(PCA) za $\eta = 0,01$ i $\alpha = 0,5$ skupa podataka za učenje (lijevo) i validaciju (desno)



Slika 8.36 Usporedba izlaznih vrijednosti $O(n)$ neuronske mreže NM i rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$



Slika 8.37 Usporedba izlaznih vrijednosti $O(n)$ neuronske mreže NM(PCA) i rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$

U tablici 8.13 dan je prikaz pogreške učenja i validacije unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške primjenom Leveberg-Marquardt (LM) i SCG algoritma te pogreška učenja mreže s LM algoritmom te Bayesovom regularizacijom (BR). Uspoređene su vrijednosti dobivene nakon procesa učenja te validacije primjenom normaliziranih (NMn), standardiziranih (NMs) podataka te podataka nastalih analizom glavnih komponenata (NM(PCA)). Moguće je primijetiti kako nema velikih odstupanja u rezultatima neuronske mreže učene normaliziranim, standardiziranim ili PCA podacima, iako se pokazalo da je točnost ipak najveća u slučaju učenja PCA podacima. Najmanje proračunsko vrijeme ostvareno je primjenom SCG algoritma, ali je točnost mreže sa SCG algoritmom ujedno i najmanja. Promjenom parametara σ i λ ostvarena je nešto veća točnost, ali još uvijek manja u odnosu na preostale algoritme. Proces učenja SCG algoritmom prekinut je kada je pogreška validacije počela stagnirati, tj. nakon 6578 koraka učenja.

Isti skup podataka za učenje i validaciju korišten je u ocjeni točnosti mreže s LM algoritmom učenja. Početna vrijednost koeficijenta brzine učenja LM algoritma iznosi 0,001. Neuronska mreža, učena PCA podacima, pokazuje nešto bolja generalizacijska svojstva u usporedbi s rezultatima validacije mreže učene normaliziranim i standardiziranim podacima. Proces učenja LM algoritmom prekinut je kada je pogreška validacije počela stagnirati, tj. nakon 1884 koraka učenja.

Tablica 8.13 Pogreške učenja i validacije neuronske mreže za LM, SCG i BR algoritme učenja

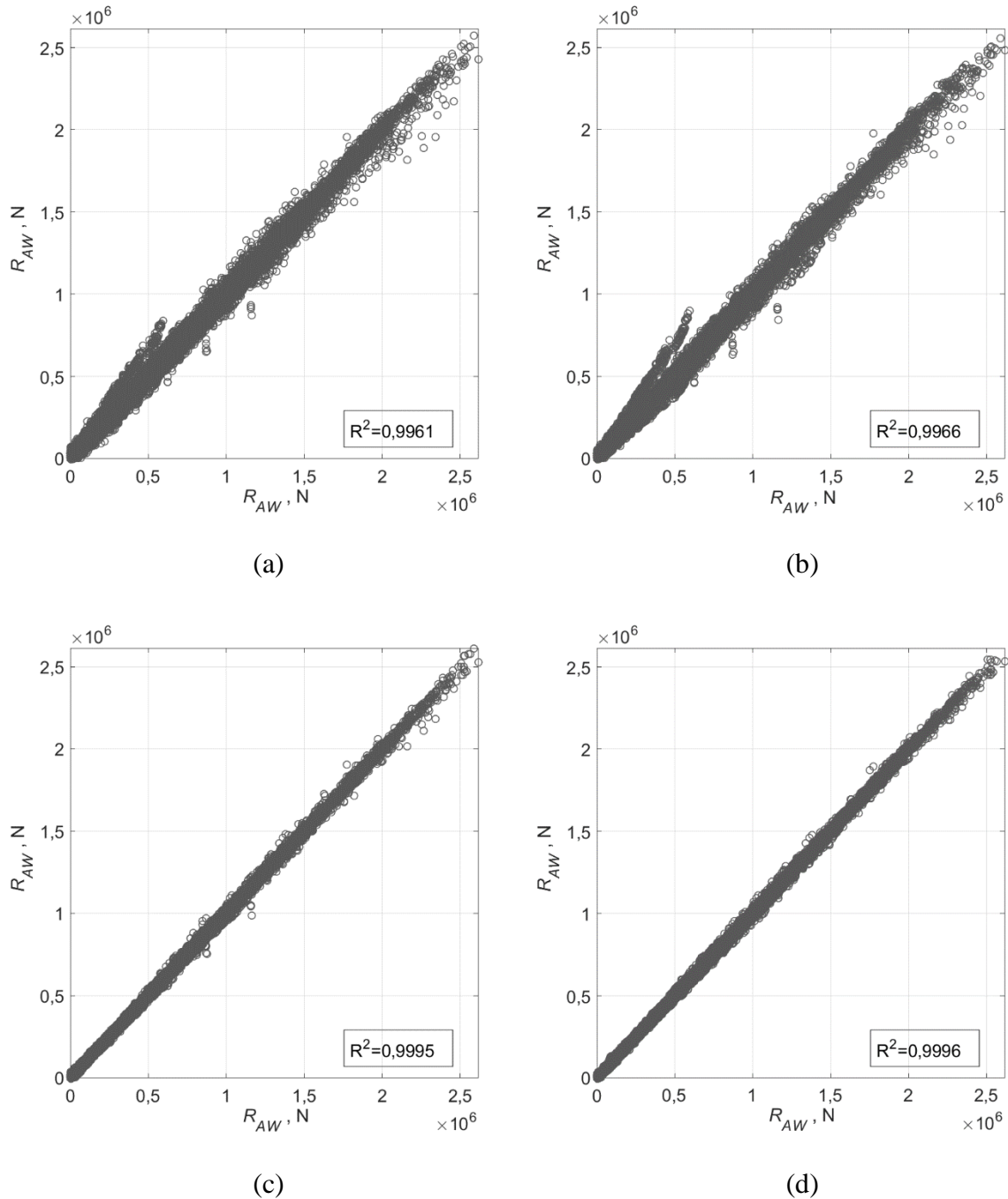
	LM		SCG		BR
	TNRMSE	VNRMSE	TNRMSE	VNRMSE	TNRMSE
NMn	0,0231	0,0239	0,0583	0,0589	0,0231
NMs	0,0238	0,0246	0,0581	0,0585	0,0238
NM(PCA)	0,0234	0,0236	0,0545	0,0559	0,0204

Neuronska mreža učena LM algoritmom na temelju Bayesove regularizacije, pokazala se najučinkovitijom u procjeni dodatnog otpora na nepravilnim valovima. Iako je zahtijevano proračunsko vrijeme nešto veće u odnosu na ostale analizirane algoritme, pogreška skupa podataka za učenje TNRMSE iznosi 0,0204, kada je mreža učena podacima na temelju analize glavnih komponenti. Obzirom da Bayesova regularizacija traži optimalne vrijednosti težinskih koeficijenata i koristi samo one koji doprinose procesu učenja, svi prikupljeni podaci iz skupa za učenje i validaciju korišteni su za učenje mreže. Drugim riječima, Bayesova regularizacija

omogućila je da 95% prikupljenih podataka bude upravo skup podataka za učenje mreže. Vrijednost parametra učenja μ Levenberg-Marquardtovog algoritma postavljena je kao 0,004, a u procesu učenja efektivno je sudjelovalo 751 od ukupno 771 težinskih koeficijenata, na temelju čega je moguće zaključiti kako je odabrana struktura mreže adekvatna za opis zadanog hidrodinamičkog problema. Obzirom da je broj efektivnih težinskih koeficijenata blizak ukupnom broju težinskih koeficijenata, analizirana je i struktura mreže s većim brojem neurona u skrivenom sloju te je za 65 neurona u skrivenom sloju ostvaren TNRMSE=0,0183. Vrijednost pogreške počela je stagnirati nakon 2450 iteracija, a u procesu učenja efektivno je sudjelovalo 890 od ukupno 991 težinskih koeficijenata.

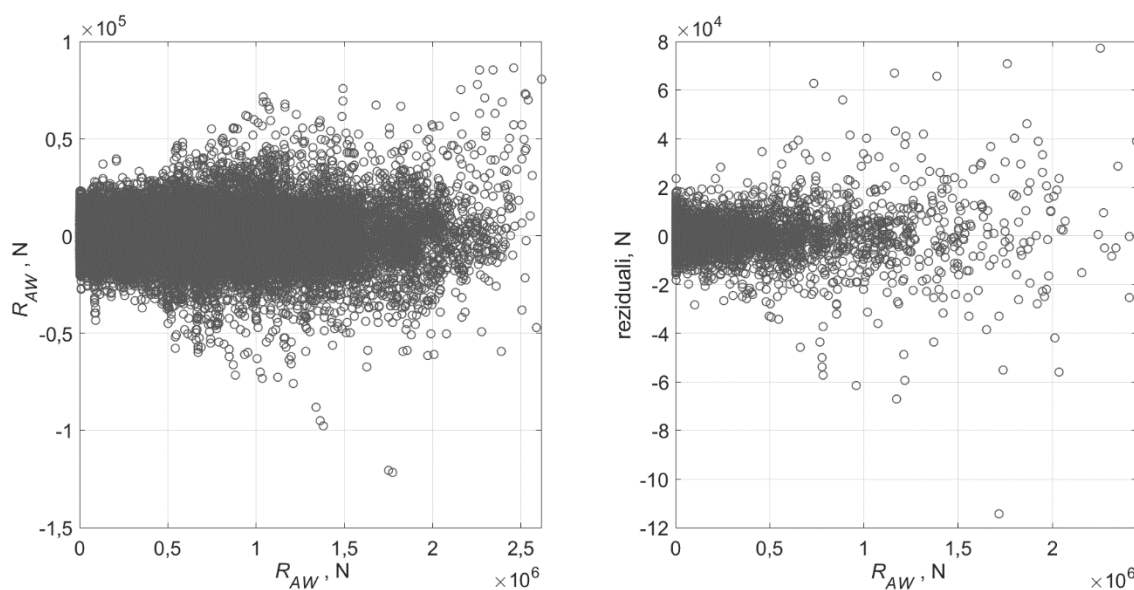
Na slici 8.38 prikazani su dijagrami regresije, odnosno prikaz odstupanja procijenjenih vrijednosti od traženih rezultata za algoritam najstrmijeg pada gradijenta, SCG, LM i BR algoritme učenja te koeficijenti determinacije za mrežu s 55 neurona u skrivenom sloju. Vidljiva su značajnija odstupanja neuronskih mreža, koje su učile na temelju algoritma najstrmijeg pada gradijenta te SCG algoritma. LM algoritam učenja sa i bez BR omogućuje točniju procjenu dodatnog otpora. Valja napomenuti kako su svi prikazani rezultati dobiveni na temelju učenja podacima dobivenim PCA analizom. Iako je koeficijent determinacije visok, a bezdimenzijsko (normalizirano) odstupanje podataka relativno nisko, potrebno je analizirati i rezidualne te ocijeniti generalizacijsku sposobnost mreže na temelju podataka kojima mreža nije učena i čije izlazne vrijednosti nisu poznate. Iz tog je razloga 5% prikupljenih podataka rezervirano za testiranje mreže. Na slici 8.39 dan je prikaz reziduala skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže s 55 neurona u skrivenom sloju. Reziduali su nasumično raspodijeljeni te koncentrirani oko nulte vrijednosti, što ukazuje na to da je primijenjeni model nelinearne regresije adekvatan. NRMSE skupa podataka za testiranje iznosi 0,0227. Srednja vrijednost relativne devijacije skupa podataka za učenje iznosi -0,42%, a skupa podataka za testiranje mreže -0,1%. Iako je iznos srednje vrijednosti relativne devijacije vrlo nizak, analizom reziduala lako se zaključi da su procijenjene vrijednosti precijenjene ili pak podcijenjene, što anulira ukupnu srednju pogrešku svih vrijednosti. Dijagrami regresije i relativne devijacije BR neuronske mreže s 55 neurona u skrivenom sloju prikazani su na slici 8.40. Za mrežu sa 65 neurona u skrivenom sloju, srednja vrijednost relativne devijacije skupa podataka za učenje iznosi -0,46%, a skupa podataka za testiranje mreže -2,33%. NRMSE skupa podataka za testiranje iznosi 0,0201. Primijećeno je značajnije odstupanje od traženih podataka za slučaj manjih vrijednosti dodatnog otpora na valovima, slika 8.41. Za vrlo male vrijednosti dodatnog otpora procijenjene vrijednosti višestruko su veće ili manje od traženih. Analizom dobivenih

rezultata primijećeno je kako su najveća odstupanja za slučaj značajnih valnih visina jednakih 0,5 m. To je ujedno i ograničenje primjene ovog numeričkog modela, koji je nepouzdan pri određivanju dodatnog otpora kada on poprima manje vrijednosti, primjerice za manje stanje mora ili kada spektralna energija nije koncentrirana u području valnih frekvencija prijenosne funkcije odziva broda.

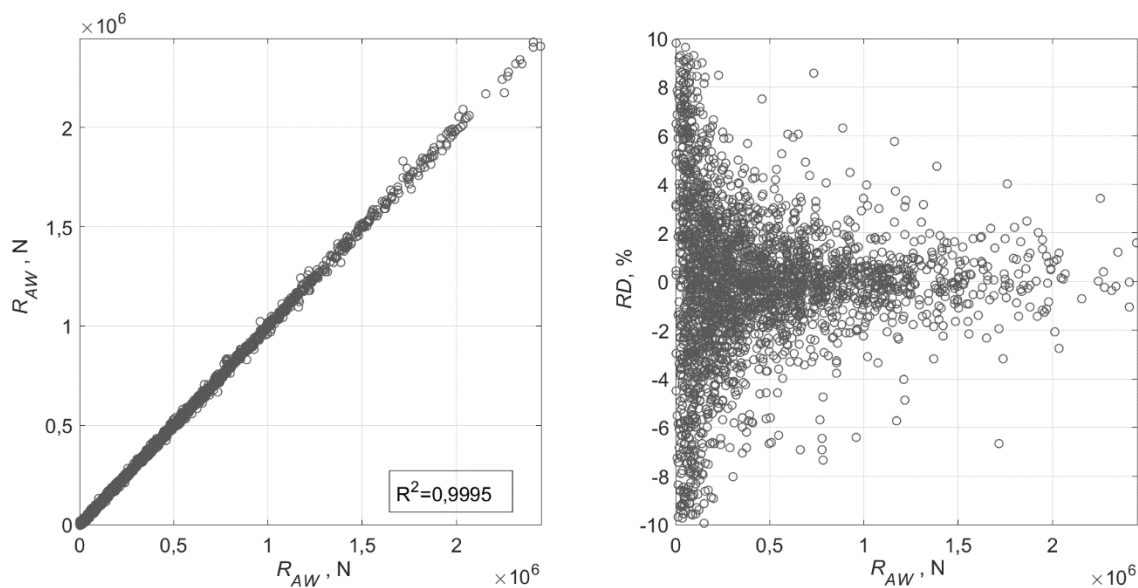


Slika 8.38 Dijagrami regresije za algoritam najstrmijeg pada gradijenta (a), SCG (b), LM (c) i BR (d) algoritme učenja

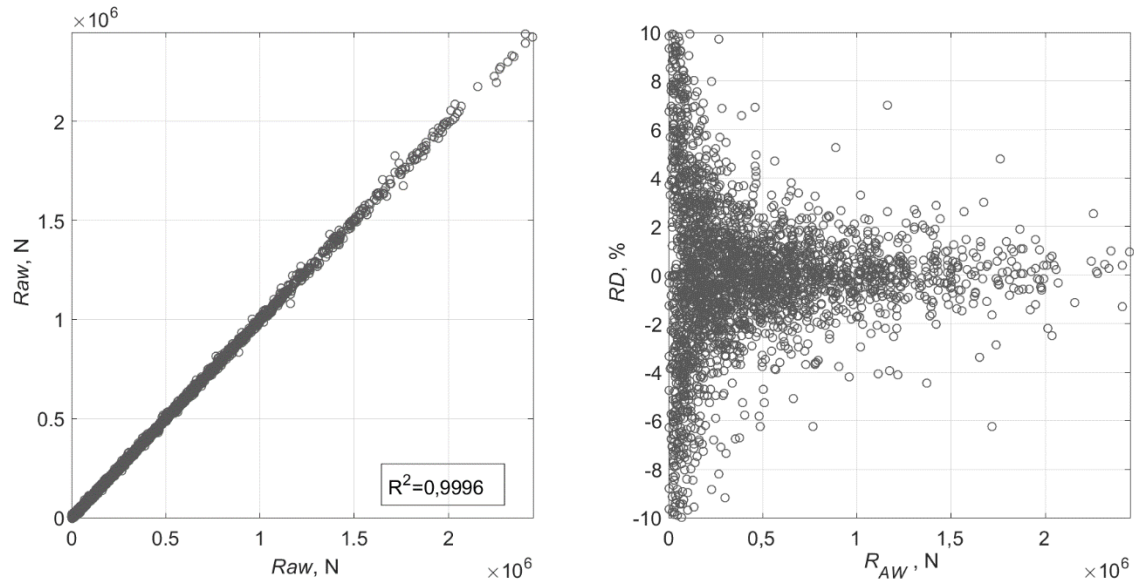
Određena odstupanja u rezultatima nastaju i kod manjih vrijednosti perioda vala. Tada je naime, valna energija koncentrirana u području kratkih valova i difrakcijska komponenta oblikuje srednju vrijednost dodatnog otpora za određeno stanje mora. U slučaju većih vrijednosti dodatnog otpora na valovima, točnost mreže je unutar 10%, što znači da je unatoč različitoj dinamici promjene podataka te različitim numeričkim nesigurnostima u području kratkih i umjereno dugačkih te dugačkih valova, mreža dala zadovoljavajući model za procjenu dodatnog otpora na većim stanjima mora.



Slika 8.39 Reziduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže s 55 neurona u skrivenom sloju

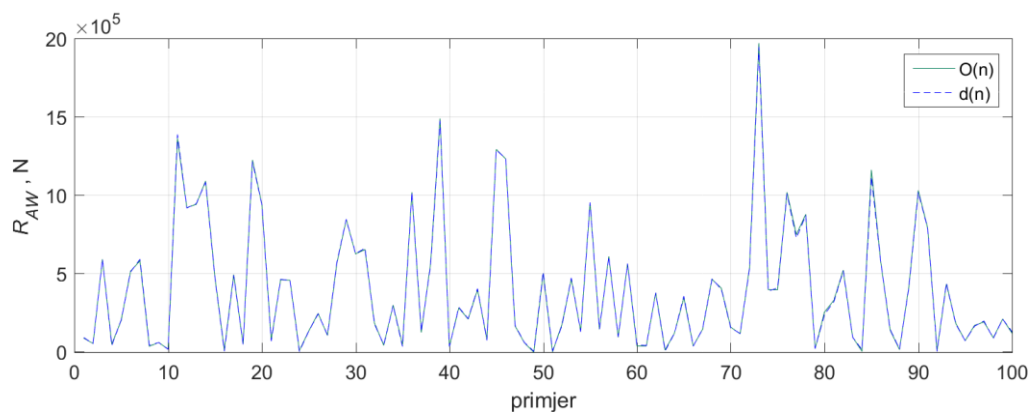


Slika 8.40 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam i 55 neurona u skrivenom sloju



Slika 8.41 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam i 65 neurona u skrivenom sloju

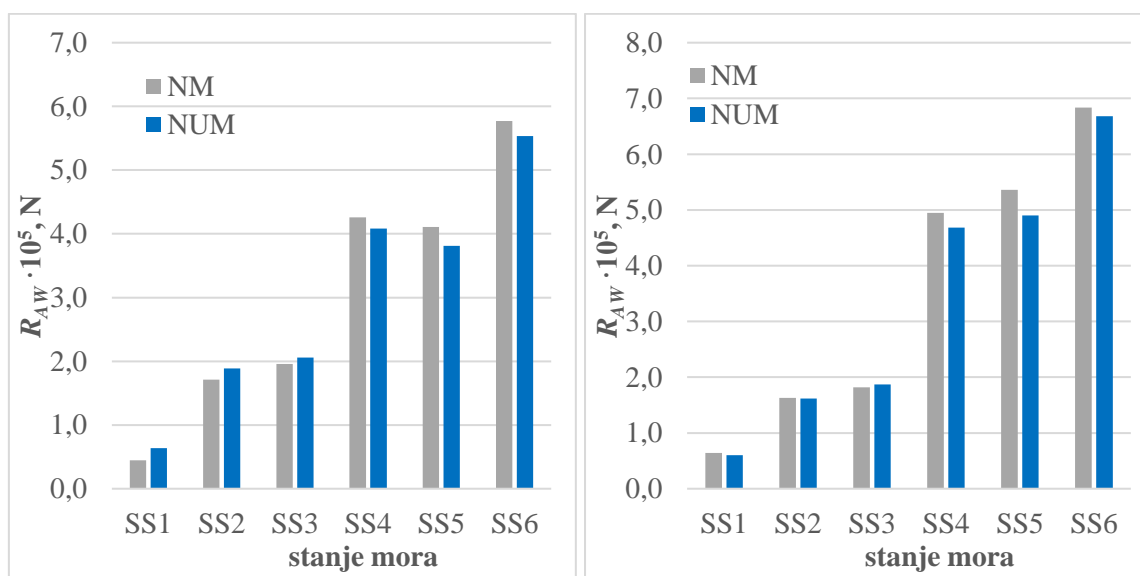
Usporedba procijenjenih i traženih vrijednosti dodatnog otpora za prvih 100 testnih podataka prikazana je na slici 8.42 te je vidljivo kako neuronska mreža dobro prati nelinearnost podataka. Usporedbom rezultata hidrodinamičkih proračuna za KCS i procijenjenih vrijednosti neuronske mreže s LM algoritmom učenja i BR, vidljivo je kako je točnost rezultata neuronske mreže unutar 10%, osim u slučaju najmanjeg stanja mora (SS1) za slučaj Breschneiderovog spektra valova, kada je odstupanje značajnije, slika 8.43. Oznaka NM predstavlja rezultate dobivene neuronskom mrežom, a NUM rezultate hidrodinamičkog proračuna.



Slika 8.42 Usporedba izlaznih vrijednosti $O(n)$ BR neuronske mreže i rezultata dodatnog otpora na valovima $d(n)$

Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom prikazane su u tablici 8.14. Kako bi se mreža

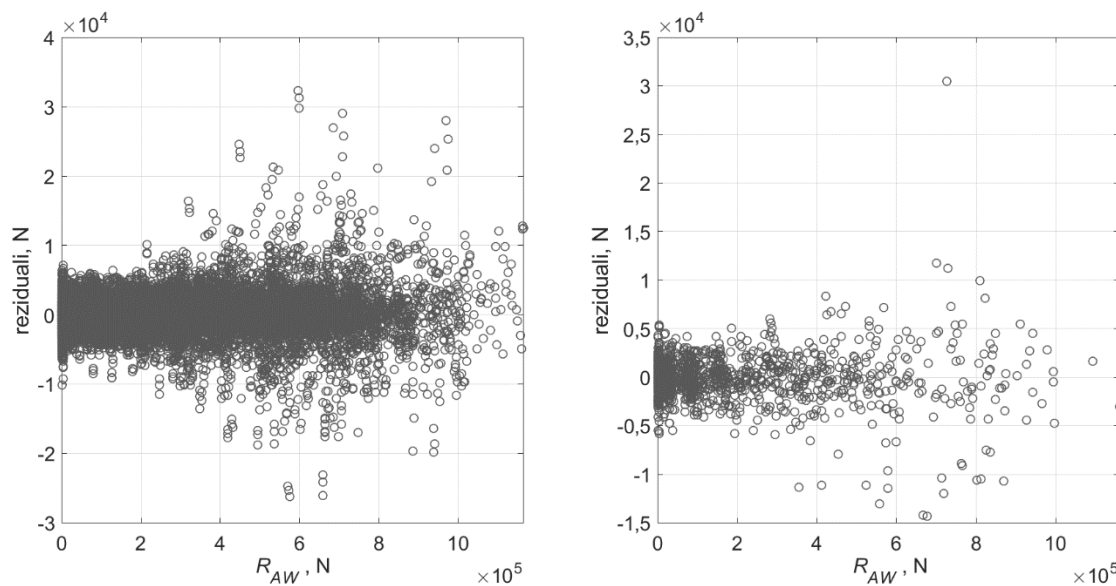
što bolje prilagodila dinamici promjene traženih rezultata ovisno o frekvencijskom rasponu kojeg pokriva raspodjela valne energije, prikupljeni podaci su podijeljeni u klase na temelju perioda vala. Na taj način, omogućeno je mreži da se učenjem prilagodi numeričkim podacima s različitom nesigurnošću te ostvari bolja generalizacijska svojstva u čitavom frekvencijskom rasponu, odnosno za sva stanja mora. Podaci su podijeljeni u tri klase: prva klasa obuhvaća periode vala u rasponu $T_z = 3,5 \div 6,5$ s, druga klasa periode vala u rasponu $T_z = 7,5 \div 8,5$ s i treća klasa periode vala u rasponu $T_z = 9,5 \div 12,5$ s. Podaci su u svakoj od klasa podijeljeni na isti način na skup podataka za učenje i testiranje mreže. Tako osnovan numerički model primijenjen je za procjenu dodatnog otpora KCS broda za prethodno definiranih šest stanja mora, tablica 8.5, ovisno o klasi kojoj pojedino stanje mora pripada. Reziduali izlaznih i traženih vrijednosti mreže u skupu podataka za učenje i testiranje mreže za prvu klasu podataka prikazani su na slici 8.44 i pokazuju sličnu distribuciju kao i u slučaju kada je mreža učena sa svim podacima.



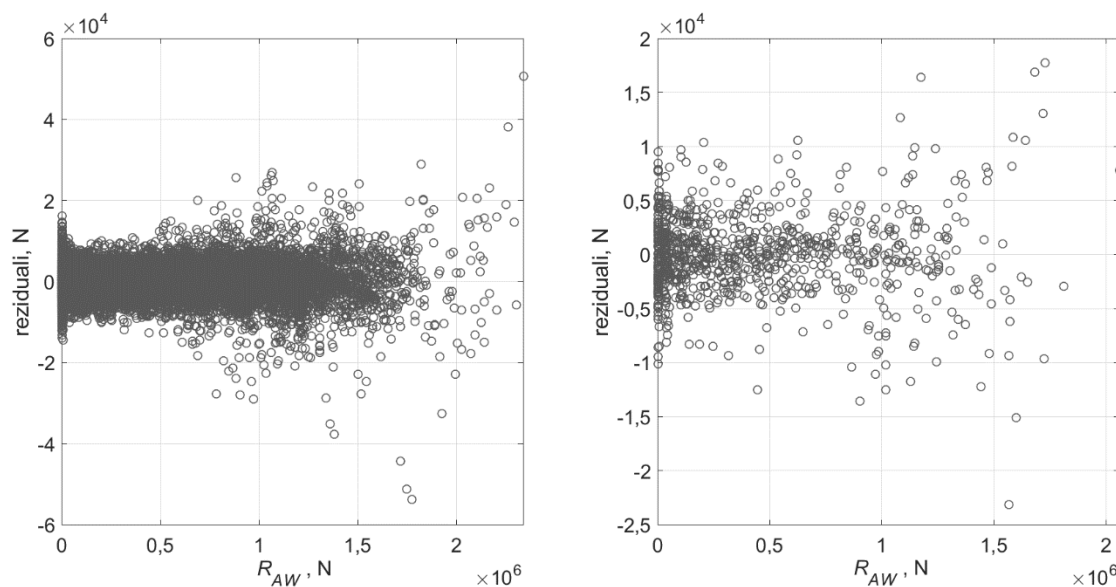
Slika 8.43 Usporedba dobivenih rezultata KCS broda za Bretschneiderov (lijevo) i JONSWAP (desno) spektar

Tablica 8.14 Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom

Stanje mora	SS1	SS2	SS3	SS4	SS5	SS6
Bretschneider	-18871,77 N (-29,74 %)	-17570,78 N (-9,32 %)	-9839,05 N (-4,78 %)	14353,20 N (3,49 %)	29563,43 N (7,76 %)	23951,34 N (4,33 %)
JONSWAP	4175,82 N (6,95 %)	1610,69 N (1,00 %)	-5053,55 N (-2,70 %)	26480,53 N (5,66 %)	45777,20 N (9,34 %)	15146,23 N (2,27 %)



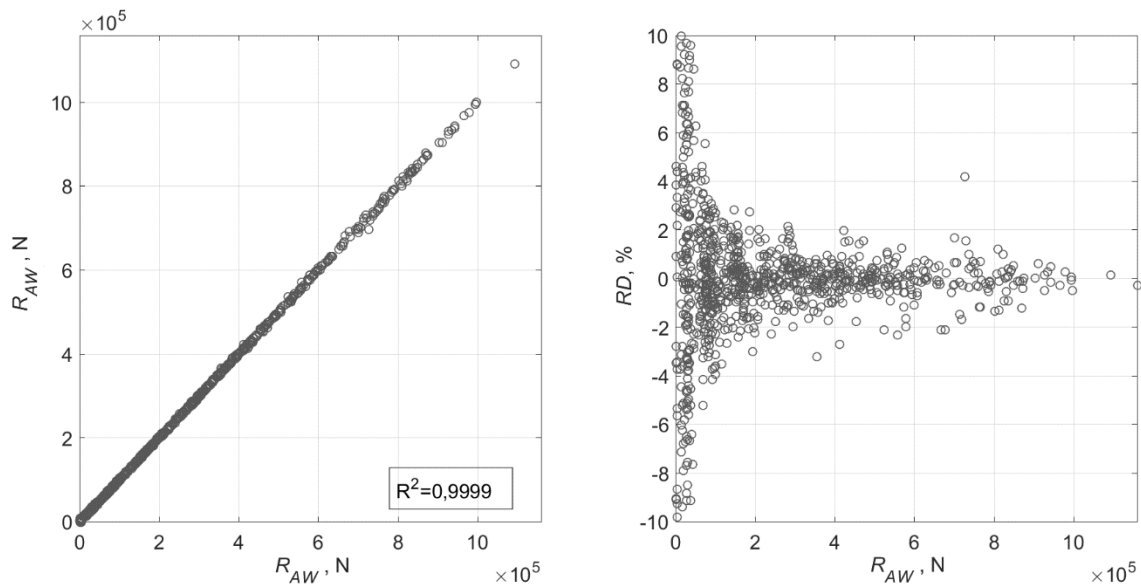
Slika 8.44 Reziduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže za prvu klasu podataka



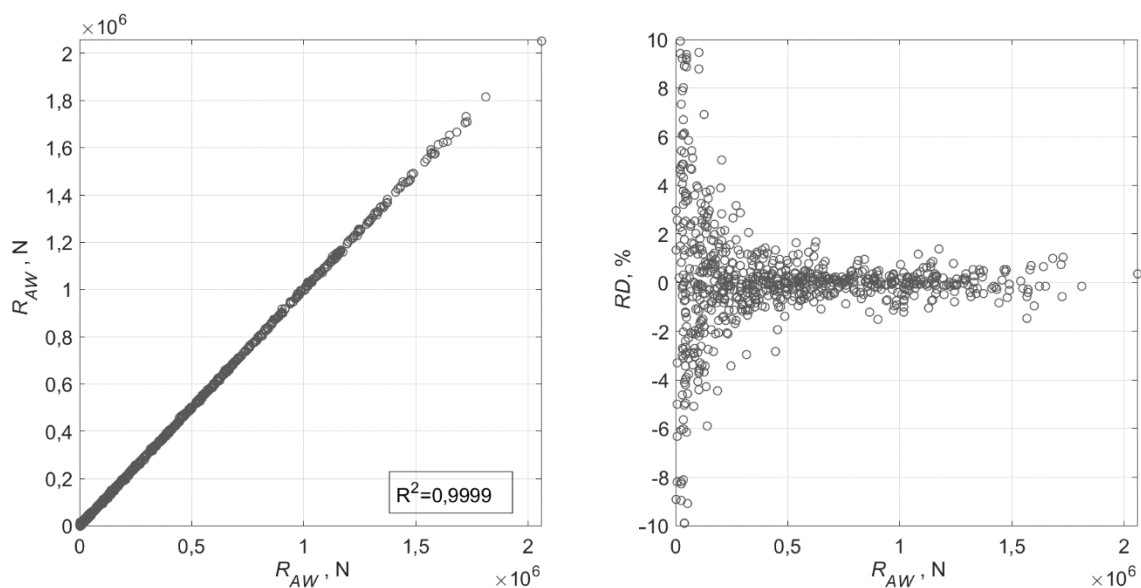
Slika 8.45 Reziduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže za drugu klasu podataka

Relativno gledano mogu se uočiti nešto veći reziduali u području manjih vrijednosti dodatnog otpora i to za valnu visinu jednaku 0,5 m te za manje brodove na kratkim valovima, npr. brod duljine 132 metra za stanje mora definirano sa značajnom valnom visinom 3,5 m i periodom vala od 6,5 s. Obzirom da rezultati hidrodinamičkih proračuna pri visokim valnim frekvencijama podcjenjuju dodatni otpor, odnosno njegovu difrakcijsku komponentu, rezultat ovisi o iznosu korekcije. Izraženiji reziduali ne znače nužno da je točnost modela ograničena, već može ukazivati na dobra generalizacijska svojstva mreže obzirom da ista ne nastoji opisati

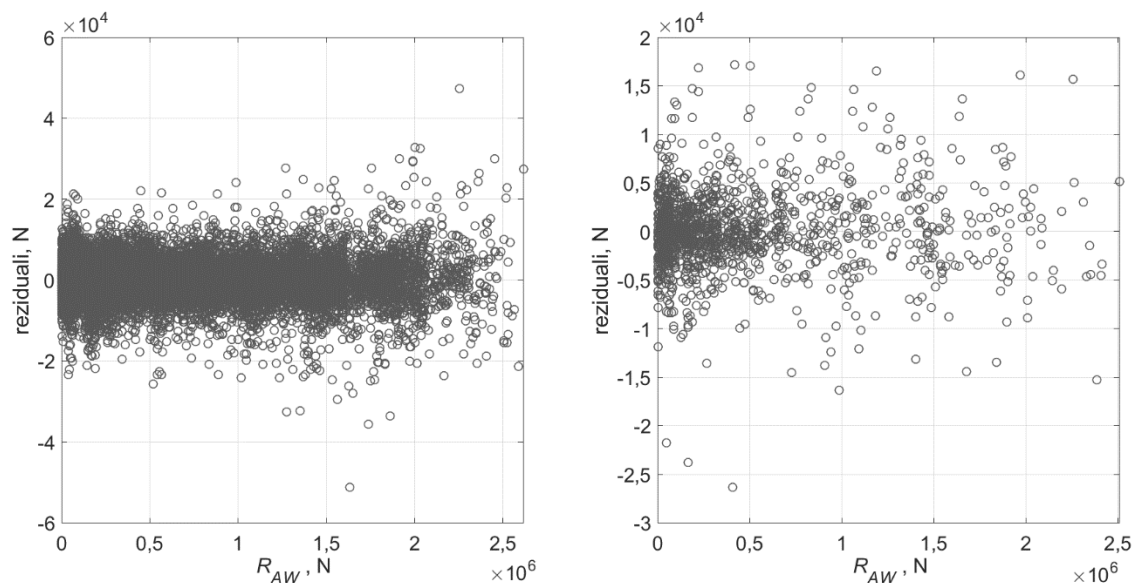
šum u podacima. Slično je uočeno i za drugu klasu podataka, gdje su izraženiji reziduali, s relativnom devijacijom većom od 10%, upravo za vrijednosti koje odgovaraju značajnoj valnoj visini od 0,5 m, slika 8.47. Na slikama 8.48 i 8.49 prikazani su dijagrami regresije i relativne devijacije testnih podataka za prvu i drugu klasu podataka. Normalizirana vrijednost pogreške skupa podataka za učenje iznosi 0,0112 za prvu, odnosno 0,0094 za drugu klasu. NRMSE za testni skup podataka iznosi 0,0116 za prvu, odnosno 0,0089 za drugu klasu. Srednje vrijednosti relativnih devijacija skupa podataka za učenje i testiranje mreže iznose -0,19% i 0,10% za prvu klasu podataka, odnosno -0,76% i -1,36% za drugu klasu.



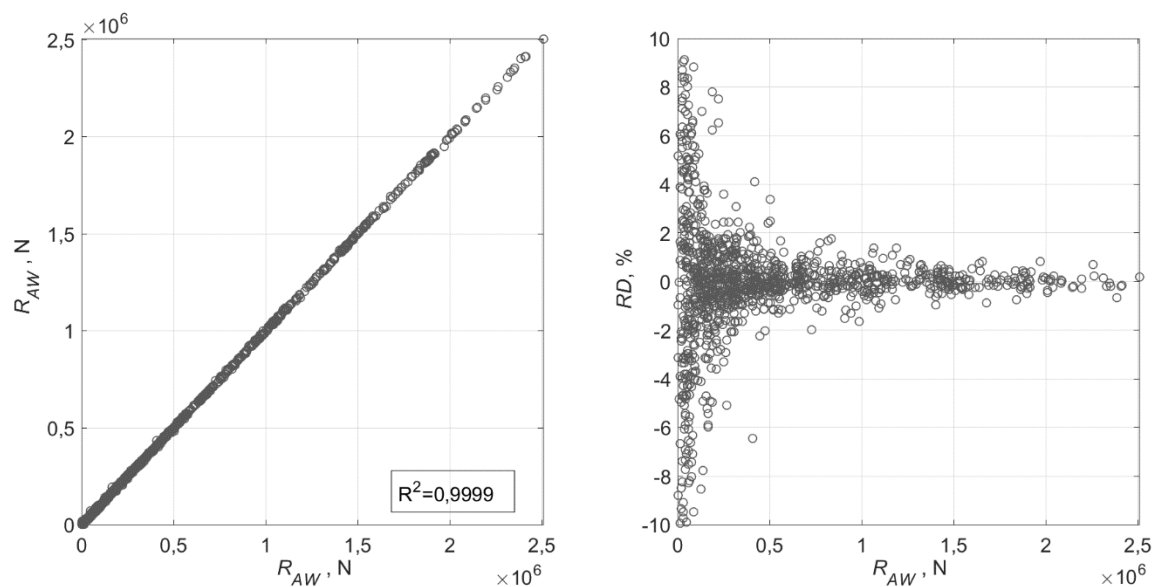
Slika 8.46 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam za prvu klasu podataka



Slika 8.47 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam za drugu klasu podataka



Slika 8.48 Reziiduali skupa podataka za učenje i testiranje BR neuronske mreže za treću klasu podataka



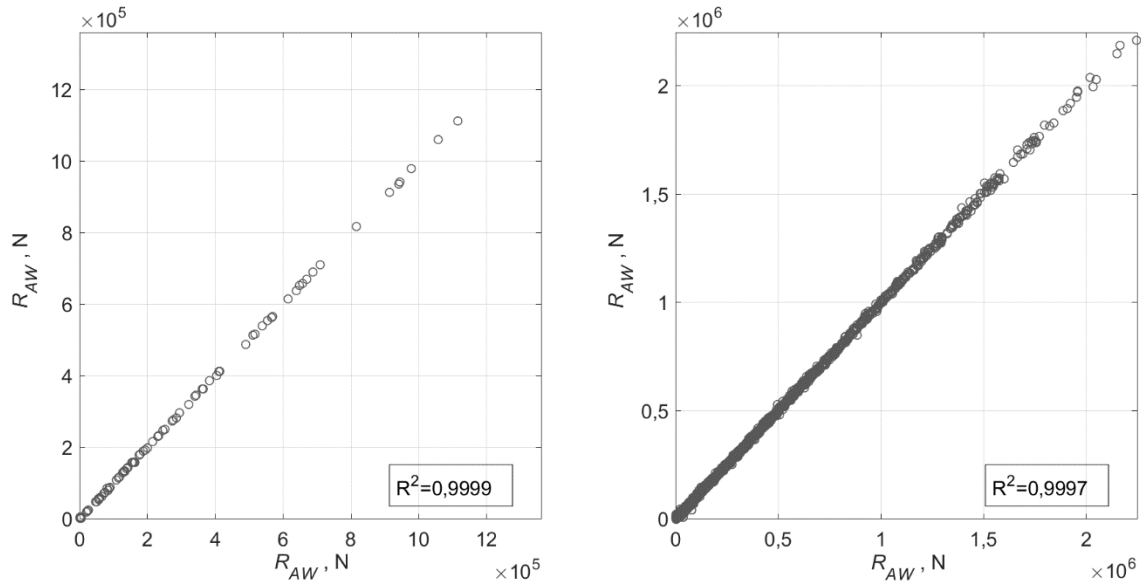
Slika 8.49 Dijagram regresije (lijevo) i RD (desno) testnih podataka za BR algoritam za treću klasu podataka

Na slikama 8.48 i 8.49 prikazani su dobiveni reziduali skupa podataka za učenje i testiranje mreže u trećoj klasi te dijagram regresije i relativna devijacija. TNRMSE nakon procesa učenja iznosi 0,0080, a NRMSE testnog skupa podataka iznosi 0,0081. Srednje vrijednosti relativnih devijacija dobivenih u odnosu na tražene izlazne vrijednosti iznose 0,065% za skup podataka za učenje, odnosno -0,999% za skup podataka za testiranje mreže. Iz distribucije reziduala i dobivenog regresijskog dijagrama vidljivo je kako je mreža s velikim uspjehom u trećoj klasi podataka ostvarila generalizacijsku sposobnost i omogućuje adekvatnu procjenu dodatnog

otpora za stanja mora unutar navedene klase. Reziduali malih vrijednosti dodatnog otpora izraženiji su i odgovaraju najmanjoj značajnoj valnoj visini. Procijenjene vrijednosti dodatnog otpora u tom slučaju višestruko premašuju ili pak podcjenjuju tražene vrijednosti, a radi se o iznosima sila od nekoliko desetaka kN.

Nemogućnost numeričkog modela da adekvatno procijeni dodatni otpor na manjim stanjima mora kada značajne valne visine iznose oko 0,5 m ili na vrlo dugačkim valovima kada spektralna energija ne pokriva frekvencije odziva broda, može se opravdati time što niska vrijednost dodatnog otpora rezultira malim povećanjem snage potrebne za plovidbu određenom brzinom. U tom slučaju, prilikom osnivanja broda, vrijednosti dodatnog otpora neće značajnije utjecati na optimizaciju forme broda ili pogonskog sustava. Isto tako, kod postojećih brodova, uvjetno rečeno neznatno povećanje snage uzrokovano malom vrijednošću dodatnog otpora neće značajnije utjecati na planiranje rute plovidbe, što je jedna od mogućih primjena osnovanog modela. Drugim riječima, takav model bi omogućio planiranje odstupanja od zadane rute plovidbe s ciljem uštede goriva, a samim time i smanjenja troška goriva te smanjenja emisije CO₂. Za određena stanja mora na potencijalnim rutama plovidbe i pri određenoj brzini plovidbe moguće je analizirati potencijalne uštede u potrošnji goriva uzevši u obzir zahtijevano vrijeme dolaska u luku. Kako bi se osnovani model učinkovitije koristio u tu svrhu, potrebno je obuhvatiti i različite kutove nailaska valova u odnosu na smjer plovidbe broda. Na temelju dobivenih rezultata za CS5 kontejnerski brod pri različitim kutovima nailaska valova vidljivo je kako dodatni otpor na valovima manjih valnih duljina ovisi o korekciji difrakcijske komponente dodatnog otpora. Generirana neuronska mreža učena je i podacima za kontejnerski brod CS5 za jedan kut te za različite kutove nailaska valova. Primijenjena je ista struktura BR mreže (s 55 neurona u skrivenom sloju), iako samo četiri ulazne varijable za slučaj valova direktno u pramac, odnosno pet ulaznih varijabli za sve kutove nailaska valova utječe na rezultat, što je pokazala i analiza glavnih komponenata. Učenje mreže provedeno je također na temelju standardiziranih ulaznih podataka i normaliziranih izlaznih vrijednosti. Kako bi se eliminirale konstantne vrijednosti ulaznih varijabli, mreža je učena na temelju linearno nezavisnih varijabli dobivenih analizom glavnih komponenata te vektor ulaznih podataka za svaki uzorak ima četiri odnosno pet članova. Za jedan kut nailaska valova dobivene su vrijednosti TNRMSE=0,0044 i NRMSE=0,0061 za skup podataka za testiranje. Drugim riječima mreža je u mogućnosti za navedeni kontejnerski brod s velikom točnošću procijeniti dodatni otpor na valovima u pramac pri određenoj brzini. Za slučaj različitih kutova nailaska valova, dobivene su vrijednosti TNRMSE=0,0181 i NRMSE=0,0189 za skup podataka za

testiranje, što ipak pokazuje da je uvođenjem dodatne varijable povećana nelinearnost i složenost fizikalnog modela. Povećanjem broja neurona u skrivenom sloju na 65, TNRMSE i NRMSE za skup podataka za testiranje iznose 0,0161 odnosno 0,0167 što ukazuje na to da je i složeniji fizikalni model moguće opisati neuronskom mrežom s više parametara, iako uz značajno manju generalizacijsku sposobnost te točnost što je bilo i očekivano.

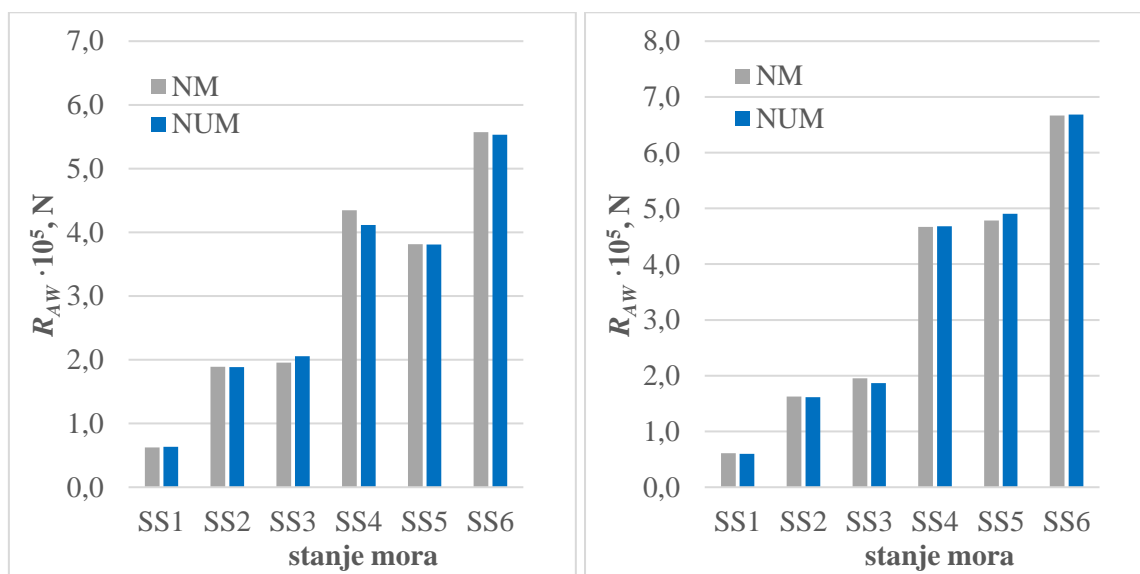


Slika 8.50 Dijagrami regresije za CS5 kontejnerski brod za valove u pramac (lijevo) i različite kutove nailaska valova (desno)

Numerička nesigurnost rezultata ovisi o kutu nailaska valova. Obzirom da je pri valovima manjih perioda, koji koso nailaze na brod, spektralna energija koncentrirana u području viših valnih frekvencija, a uzevši u obzir dobivene rezultate hidrodinamičkih proračuna na pravilnim kratkim valovima, vrijednosti ovise opet o korekciji difrakcijske komponente na kratkim valovima, koju je potrebno validirati. Nelinearnost koju uvodi smjer nailaska valova potrebno je adekvatno obuhvatiti hidrodinamičkim proračunima u smislu sprege ljuljanja, poniranja i posrtanja, ali i posebnu pažnju posvetiti difrakciji valova. Međutim, dodatni otpor na valovima za različite smjerove nailaska, moguće je aproksimirati mrežom učenom podacima za svaki kut nailaska valova posebno, uz veliku točnost te takav model primijeniti ovisno o kutu nailaska valova, gdje bi podaci bili podijeljeni u klase. Dijagrami regresije te navedeni koeficijenti determinacije za CS5 kontejnerski brod prikazani su na slici 8.50.

Na slici 8.51 dana je usporedba rezultata hidrodinamičkih proračuna i spektralne analize za oba teorijska spektra s rezultatima osnovanog numeričkog modela nakon klasifikacije podataka prema periodu vala za KCS. Vidljivo je kako su dobiveni rezultati zadovoljavajuće točnosti te

kako osnovani numerički model ima dobra generalizacijska svojstva u procjeni dodatnog otpora za brod koji se nije nalazio u skupu podataka za učenje te međusobnim odnosima ulaznih varijabli ne odgovara ni jednoj formi na temelju kojih je mreža učila. Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom nakon klasifikacije podataka prikazane su u tablici 8.15. Ograničenja ulaznih varijabli osnovanog numeričkog modela dana su u tablici 8.16.



Slika 8.51 Usporedba dobivenih rezultata KCS broda za Bretschneiderov (lijevo) i JONSWAP (desno) spektar nakon klasifikacije podataka

Tablica 8.15 Apsolutne i postotne razlike između vrijednosti dodatnog otpora određenih hidrodinamičkim proračunima i osnovanim numeričkim modelom nakon klasifikacije podataka

Stanje mora	SS1	SS2	SS3	SS4	SS5	SS6
Bretschneider	-979,25 N (-1,54 %)	412,74 N (0,22 %)	-10368,66 N (-5,04 %)	23358,19 N (5,68 %)	413,40 N (0,11 %)	3841,04 N (0,69 %)
JONSWAP	930,11 N (1,55 %)	1258,65 N (0,78 %)	8318,72 N (4,45 %)	-1038,39 N (-0,22 %)	-11775,83 N (-2,40 %)	-1692,20 N (-0,25 %)

Tablica 8.16 Ograničenja ulaznih varijabli numeričkog modela

	L_{pp} m	B m	T m	∇ m ³	LCB m	C_B	C_P	V čv	r_{yy} m	T_z s	H_s m
min	104,8	18	4,25	5648,7	49	0,510	0,530	12,1	25,15	3,5	0,5
max	360	49	15	174090	180,72	0,780	0,811	26	93,6	12,5	8,5

Za šest razmatranih stanja mora, postotna povećanja ukupnog otpora KCS broda na valovima, određena na temelju rezultata dobivenih primjenom osnovanog numeričkog modela u odnosu na otpor u mirnoj vodi [15] prikazana su u tablici 8.17.

Tablica 8.17 Povećanje ukupnog otpora KCS broda na valovima u odnosu na otpor u mirnoj vodi

Stanje mora	SS1	SS2	SS3	SS4	SS5	SS6
Postotna razlika	$\Delta R, \%$	$\Delta R, \%$	$\Delta R, \%$	$\Delta R, \%$	$\Delta R, \%$	$\Delta R, \%$
Bretschneider	3,48	10,52	10,87	24,19	21,23	31,01
JONSWAP	3,39	9,06	10,87	25,99	26,63	37,09

Moguće je zaključiti kako je osnovana neuronska mreža dovoljne točnosti za procjenu dodatnog otpora na valovima za različita stanja mora u preliminarnom osnivanju broda. Omogućuje brzu procjenu dodatnog otpora s velikom točnošću, a uz zanemarivo zahtijevano proračunsko vrijeme te uz poznavanje samo osnovnih informacija o formi broda, odnosno glavnih izmjera i koeficijenta forme broda, volumena istisnine i položaja težišta volumena istisnine, radijusa tromosti mase i brzine, što može doprinijeti optimizaciji pogonskog sustava broda, ovisno o tome na kojim stanjima mora će se brod tijekom plovidbe naći. Isto tako, osnovani numerički model omogućuje procjenu dodatnog otpora za različite forme ili prilikom promjene značajki projektirane forme u fazi osnivanja. Pri planiranju rute plovidbe broda, kod izraženijih stanja mora, zbog sprege ljuljanja i posrtanja broda te zbog sigurnosti plovidbe, brod nastoji ploviti pramcem u valove koliko je to god na definiranoj ruti plovidbe moguće. Numerički model omogućio bi procjenu vrijednosti dodatnog otpora te procjenu zahtijevanog povećanja pogonske snage ili pak gubitka brzine broda u teškim uvjetima plovidbe uzrokovanih valovima. Ograničenja osnovanog numeričkog modela su nemogućnost pouzdane procjene dodatnog otpora za male valne visine ($\approx 0,5$ m) te procjena dodatnog otpora samo za valove u pramac. Pokazalo se kako je neuronska mreža vrlo moćan alat, koji iako ne poznaje fizikalnost pojave dodatnog otpora na valovima, učenjem na temelju kvalitetnih podataka može opisati fizikalnu pojavu te međusobnu povezanost između ulaznih utjecajnih varijabli i izlaznih rezultata. Uspješnost mreže da adekvatno opiše fizikalni model na onoj je razini koliko su kvalitetni podaci na temelju kojih mreža uči. Vrijedan skup podataka za učenje mreže bili bi eksperimentalni podaci dodatnog otpora na nepravilnim ili pravilnim valovima, ali u čitavom frekvencijskom rasponu s dovoljno malim korakom, što je rijetkost. Alternativni pristup je RDF, čija prednost bi se posebice pokazala u području kratkih valova, gdje su rezultati temeljeni na teoriji potencijalnog strujanja ograničene točnosti za valove koji nailaze na brod iz različitih

smjerova, što je vidljivo i iz analize rezultata, kako hidrodinamičkih proračuna, tako i neuronske mreže. Veliki nedostatak računalne dinamike fluida na temelju teorije viskoznog strujanja je zahtijevano proračunsko vrijeme, obzirom da je numeričke simulacije potrebno provoditi za svaku pojedinu valnu frekvenciju i na mirnoj vodi.

9. Zaključak

U okviru doktorskog rada istražena je mogućnost primjene umjetnih neuronskih mreža u procjeni dodatnog otpora broda na valovima. Numerički model, koji se temelji na rezultatima hidrodinamičkih proračuna na temelju teorije potencijalnog strujanja fluida u frekvencijskoj domeni te umjetne neuronske mreže, omogućuje procjenu dodatnog otpora na valovima kontejnerskih brodova različitih značajki formi broda za različita stanja mora. Osnovani numerički model moguće je koristiti u preliminarnoj fazi projektiranja broda s koeficijentom punoće forme u rasponu između 0,510 i 0,780, odnosno prizmatičkim koeficijentom u rasponu između 0,174 i 0,258, koji plovi pri Froudeovom brojevom između 0,174 i 0,258, u što se uklapaju kontejnerski brodovi, a kako bi se na temelju brze procjene dodatnog otpora usporedile vrijednosti različitih formi brodova ili poboljšao preliminarni projekt propulzijskog sustava broda ovisno o planiranoj ruti plovidbe broda. Za postojeće brodove, osnovani numerički model moguće je koristiti za procjenu dodatnog otpora pri različitim brzinama plovidbe i za stanja mora, koja brod može susresti tijekom plovidbe te tako doprinijeti planiranju rute plovidbe, posebice za izraženija stanja mora, uz ograničenje valova direktno u pramac.

Forme modernih kontejnerski brodova modificirane su kako bi se formirala baza podataka za učenje neuronske mreže. Hidrodinamički proračuni provedeni su u frekvencijskom rasponu pravilnih nailaznih valova, a rezultati na kratkim valovima korigirani su kako bi se adekvatnije uzela u obzir difrakcijska komponenta dodatnog otpora. Za najučestalija stanja mora na glavnim rutama plovidbe kontejnerskih brodova provedena je spektralna analiza primjenom dva teorijska spektra gustoće energije valova s ciljem određivanja dodatnog otpora broda na nepravilnim valovima. Na temelju provedene verifikacije i validacije rezultata hidrodinamičkih proračuna, moguće je uočiti zadovoljavajuće slaganje numerički dobivenih rezultata dodatnog otpora na valovima s eksperimentalnim rezultatima, osim u području visokih valnih frekvencija, gdje je primijenjena korekcija rezultata. Kod određivanja sila drugog reda pri visokim valnim frekvencijama, dolazi do opasnosti od pojave iregularnih frekvencija, a rezultati teorije potencijalnog strujanja su u tom području nepouzdana. Drugim riječima, dodatni otpor na valovima u tom frekvencijskom području najviše ovisi o iznosu korekcije temeljene na integraciji po vodnoj liniji. Kada je spektralna energija koncentrirana u području viših valnih frekvencija, srednja vrijednost dodatnog otpora na valovima se smanjuje i difrakcijska komponenta dodatnog otpora čini glavninu srednje vrijednosti dodatnog otpora te razina numeričke nesigurnosti nije ista kao u slučaju rezultata na dugačkim i umjereno dugačkim

valovima. Postupkom verifikacije pokazana je zadovoljavajuće niska vrijednost numeričke nesigurnosti primjene mreže panela različite gustoće na trupu broda i unutrašnjoj slobodnoj površini. Proračun dodatnog otpora broda na valovima proveden je i metodom konačnih volumena na temelju teorije viskoznog strujanja fluida, a s ciljem usporedbe dobivenih rezultata s rezultatima dobivenim panelnom metodom. U numeričkim simulacijama gibanja broda na pravilnim valovima je primijenjen algoritam deformacije mreže, a dobiveni rezultati pokazali su zadovoljavajuće slaganje s eksperimentalnim rezultatima dostupnim u literaturi.

Analiziran je utjecaj značajki forme broda na dodatni otpor na pravilnim valovima za određena stanja mora. Na dugačkim i umjerenim pravilnim valovima, osim u području frekvencije koja odgovara vršnoj vrijednosti dodatnog otpora, povećanjem prizmatičkog koeficijenta, odnosno koeficijenta punoće forme, dodatni otpor na valovima se smanjuje uslijed smanjenja amplituda gibanja broda. U području kratkih valova, promjena dodatnog otpora uslijed promjene prizmatičkog koeficijenta je izraženija. Naime, povećanjem prizmatičkog koeficijenta dodatni otpor na valovima, najvećim dijelom uzrokovan difrakcijom valova, raste. Spektralnom analizom i na temelju korigiranih rezultata na kratkim valovima zaključeno je kako unatoč smanjenju amplituda gibanja broda, a samim time i smanjenja dodatnog otpora na pravilnim valovima, ukupna vrijednost dodatnog otpora na nepravilnim valovima raste s povećanjem prizmatičkog koeficijenta, i to izraženije na manjim stanjima mora kada su i vrijednosti dodatnog otpora manje. Na temelju dobivenih rezultata za različite uzdužne položaje težišta volumena istisnine, zaključeno je kako na dugačkim valovima nema značajnije promjene dodatnog otpora pomicanjem težišta volumena istisnine, osim u slučaju vršne vrijednosti dodatnog otpora. Pomicanje uzdužnog položaja težišta volumena istisnine prema krmi omogućuje finiji oblik forme na pramcu, a pomicanjem uzdužnog položaja težišta volumena istisnine prema pramcu, povećava se udaljenost između uzdužnog položaja težišta volumena istisnine i uzdužnog položaja težišta površine vodne linije što uzrokuje smanjenje relativnih gibanja broda te tako utječe na smanjenje dodatnog otpora u području relativno kratkih valova. Na nepravilnim valovima, te na izraženijim stanjima mora srednja vrijednost dodatnog otpora smanjuje se pomicanjem uzdužnog položaja težišta volumena istisnine prema krmi.

Nadalje, analiziran je utjecaj načina pripreme podataka za učenje unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške te točnost i generalizacijska sposobnost različitih struktura mreže s različitim parametrima i algoritmima učenja. Kako bi se odredila adekvatna struktura neuronske mreže, proveden je postupak učenja unaprijedne statičke neuronske mreže s povratnim prostiranjem pogreške s različitim brojem neurona u skrivenom

sloju te je na temelju normalizirane vrijednosti korijena srednje vrijednosti kvadrata pogreške odabran broj neurona u skrivenom sloju. U radu su također istražene različite vrijednosti koeficijenta brzine učenja i momentuma te je primijenjen i promjenjivi koeficijent brzine učenja. Kako bi se ustanovila linearna povezanost podataka, odnosno rezultata hidrodinamičkih proračuna, provedena je viševarijabilna linearna regresijska analiza za sve brodove i valove u pramac te za jedan kontejnerski brod i sve smjerove nailaska valova. Analizom statističkih veličina ustanovljena je neadekvatnost primjene takvog regresijskog modela. Kvantificirane su i prednosti primjene analize glavnih komponenata (PCA) skupa podataka ulaznih varijabli u nelinearnoj regresijskoj analizi. PCA je primijenjena kako bi se prikupljeni i standardizirani podaci prikazali novim varijablama koje su međusobno neovisne, odnosno kako bi se u konačnici procijenio utjecaj primjene linearno nezavisnih varijabli na točnost i reziduale numeričkog modela. Pokazalo se kako se učenjem mreže s takvim podacima osigurava ista razina točnosti, ali znatno kraće proračunsko vrijeme, obzirom da su nove varijable kao kombinacije izvornih varijabli u potpunosti linearno nezavisne. Primjenom različitih algoritama učenja, pokazalo se kako je struktura mreže s 65 neurona u jednom skrivenom sloju te Levenberg-Marquardt algoritam učenja s Bayesovom regularizacijom težinskih koeficijenata učenja najučinkovitija u procjeni dodatnog otpora na valovima. Struktura navedene neuronske mreže određena je na temelju broja parametara koji aktivno sudjeluju u procesu učenja. Iako memorijski nešto zahtjevniji algoritam, zbog određivanja i pohranjivanja Jakobijevih matrica, Levenberg-Marquardt algoritam učenja s Bayesovom regularizacijom omogućio je iskorištavanje većine prikupljenih podataka za proces učenja mreže te robusniji model manje osjetljiv na ekstremne vrijednosti u skupu prikupljenih podataka, kao i eliminaciju unakrsne validacije za određivanje optimalnih parametara učenja.

Obzirom da su rezultati hidrodinamičkih proračuna ovisni o frekvencijama nailaznih pravilnih valova, raspodjela spektralne energije u frekvencijskom rasponu ovisi o periodu vala za definirano stanje mora, a ovisno o valnoj visini utjecaj promjene određene značajke broda doći će više ili manje do izražaja. Ovisno o frekvencijskom rasponu u kojem je koncentrirana spektralna energija, za određena stanja mora, utjecaj primjerice radijusa tromosti na dodatni otpor bit će zanemariv, a za stanja mora kada je valna energija koncentrirana u području umjereno dugačkih i dugačkih valova, utjecaj će biti značajan. Utjecaj preostalih parametara također ovisi o frekvencijskom rasponu. Ovako složen fizikalni model, gdje je numerička nesigurnost dodatnog otpora ovisna o frekvencijskom rasponu, zahtijeva adekvatnu pripremu dovoljne količine podataka. Iz tog je razloga u radu prikazan i način potencijalnog povećanja

točnosti i generalizacijske sposobnosti neuronske mreže adekvatnom klasifikacijom podataka, koja je u okviru istraživanja provedena poznavanjem fizikalnog modela, ali isto tako moguće je primijeniti i neku od automatiziranih metoda klasifikacije ukoliko fizikalni model nije u potpunosti poznat. Uz navedena ograničenja primjene, razvijeni numerički model uz zadovoljavajuću točnost omogućuje u kratkom vremenu procjenu dodatnog otpora broda na nepravilnim valovima bez provođenja složenih hidrodinamičkih proračuna, što je od velike praktične koristi posebno u okviru preliminarnog projekta broda.

9.1. Ostvareni znanstveni doprinosi

Provedenim istraživanjima ostvareni su sljedeći znanstveni doprinosi:

- Razvijeni numerički model omogućuje dobivanje pouzdanih podataka o dodatnom otporu broda na valovima bez provođenja zahtjevnih hidrodinamičkih proračuna.
- Provedena analiza osjetljivosti omogućuje uvid u utjecaj određenih značajki broda na dodatni otpor na pravilnim i nepravilnim valovima.
- Model temeljen na umjetnoj neuronskoj mreži zadovoljavajuće je točnosti za procjenu dodatnog otpora broda na valovima za forme kontejnerskih brodova.
- Prikazane su mogućnosti i prednosti primjene umjetnih neuronskih mreža u području brodske hidrodinamike za aproksimaciju rješenja složenih nelinearnih hidrodinamičkih problema.
- Predstavljene su prednosti adekvatnog načina pripreme te klasifikacije podataka s ciljem poboljšanja procesa učenja neuronske mreže i povećanja točnosti dobivenih rezultata.
- Razvijeni numerički model može doprinijeti optimizaciji rute plovidbe broda s ciljem povećanja energetske učinkovitosti brodova te omogućiti brzu i učinkovitu procjenu dodatnog otpora na nepravilnim valovima već u okviru preliminarnog projekta broda.

9.2. Mogući smjerovi nastavka istraživačkog rada

Prikupljena saznanja o mogućnostima i prednostima primjene umjetnih neuronskih mreža za procjenu dodatnog otpora na valovima moguće je primijeniti za modeliranje i drugih sličnih problema iz područja brodske hidrodinamike. Za određivanje dodatnog otpora na nepravilnim valovima, istražiti će se mogućnost primjene generaliziranih regresijskih neuronskih mreža

(engl. *generalized regression neural network*, GRNN), čija prednost je uspješnost aproksimacije podataka sa šumom te algoritma za klasifikaciju podataka prije procesa učenja neuronske mreže. Isto tako, osnovani model moguće je poboljšati i proširiti za različite kutove nailaska valova, kako bi se mogao uspješnije primijeniti kao dio sustava za planiranje rute plovidbe, ali i optimizacije brzine plovidbe broda. U slučaju uključivanja dodatne ulazne varijable, odnosno kuta nailaska valova, potrebno je veću pažnju posvetiti difrakcijskoj komponenti dodatnog otpora odnosno njezinom određivanju, ali i valnom opterećenju u poprečnom smjeru, tj. sili zanošenja. Sličan numerički model moguće je osnovati i za druge tipove trgovačkih brodova, koji nerijetko plove u balastnom stanju te za različite vrijednosti trima. Također, obzirom da primijenjena korekcija rezultata za difrakciju precjenjuje dodatni otpor dobiven na temelju teorije potencijalnog strujanja fluida izvan područja visokih valnih frekvencija, sličan numerički model na temelju umjetne neuronske mreže mogao bi se primijeniti za određivanje onih valnih frekvencija gdje postoji difrakcijska komponenta dodatnog otpora, ovisno o značajkama broda.

Popis citirane literature

- [1] Arribas FP.: Some methods to obtain the added resistance of a ship advancing in waves. *Ocean Engineering*. 2007;34:946–955.
- [2] Prpić-Oršić J., Čorić V.: *Pomorstvenost plovih objekata*. Zigo, Rijeka; 2006.
- [3] Chakrabarti SK.: *Handbook of offshore engineering*. Vol. I. Elsevier; 2005.
- [4] Chen XB.: Middle-field formulation for the computation of wave-drift loads. *Journal of Engineering Mathematics*. 2007;59:61–82.
- [5] Havelock TH.: Drifting Force on a Ship among Waves. *Philosophical Magazine*. 1942;33:467–475.
- [6] Maruo H.: The excess resistance of a ship in rough seas. *International Shipbuilding Progress*. 1957;4(35).
- [7] Joosen WPA.: Added resistance in waves. In: *Proceedings of the Sixth Symposium on Naval Hydrodynamics*. Washington; 1966;637–647.
- [8] Gerritsma J., Beukelman W.: Analysis of the resistance increase in waves of a fast cargo ship. *International Shipbuilding Progress*. 1972;19.
- [9] Salvensen N., Tuck E., Faltinsen O.: Ship motions and sea loads. *Transactions of the SNAME*. 1970;78:250–279.
- [10] Boese P.: Eine einfache methode zur berechnung der widerstansersshohung eines schiffes im seegang. *Shiffstechnik*. 1970;17(86).
- [11] Journée MJM., Massie WW.: *Offshore hydromechanics*. Delft, Netherlands; 2001.
- [12] Lee CH., Newman JN.: Computation of wave effects using the panel method. *WIT Transactions on State-of-the-art in Science and Engineering*. 2005;18.
- [13] Söding H., Shigunov V., Schellin TE., Moctar OE.: A Rankine Panel Method for Added Resistance of Ships in Waves. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*. 2014;136(3).

- [14] Raven HC.: A Solution Method for the Nonlinear Ship Wave Resistance Problem. Technische Universiteit Delft, The Netherlands; 1996.
- [15] Tezdogan T., Demirel YK., Kellett P., Khorasanchi M., Incecik A., Turan O. : Full-scale unsteady RANS CFD simulations of ship behaviour and performance in head seas due to slow steaming. *Ocean Engineering*. 2015;97:186–206.
- [16] Simonsen CD., Otzen JF., Joncquez S., Stern F.: EFD and CFD for KCS heaving and pitching in regular head waves. *Journal of Marine Science and Technology*. 2013;18(4):435–459.
- [17] Sigmund S., el Moctar O.: Numerical and experimental investigation of added resistance of different ship types in short and long waves. *Ocean Engineering*. 2018;147:51–67.
- [18] Grin R.: On the Prediction of Wave-added Resistance with Empirical Methods. *Journal of Ship Production and Design*. 2014;31(3):181–191.
- [19] Park D., Lee J., Kim Y.: Uncertainty analysis for added resistance experiment of KVLCC2 ship. *Ocean Engineering*. 2015;95:143–156.
- [20] Park D., Kim Y., Seo M., Lee J.: Study on added resistance of a tanker in head waves at different drafts. *Ocean Engineering*. 2016;111:569–581.
- [21] International Maritime Organization: Third IMO Greenhouse Gas Study 2014. 2014.
- [22] Olmer N., Comer B., Roy B., Mao X., Rutherford D.: Greenhouse gas emissions from global shipping, 2013–2015. 2017.
- [23] International Maritime Organization: MARPOL Annex VI MEPC.203(62). 2013.
- [24] Bunnik T., van Daalen E., Kapsenberg G., Shin Y., Huijsmans R., Deng G., et al.: A comparative study on state-of-the-art prediction tools for seakeeping. In: 28th Symposium on Naval Hydrodynamics, 12-17 September, Pasadena, California; 2010. 12–17.
- [25] Seo M., Park D., Yang K., Kim Y.: Comparative study on computation of ship added resistance in waves. *Ocean Engineering*. 2013;73:1–15.
- [26] Liu S., Papanikolaou A., Zaraphonitis G.: Prediction of added resistance of ships in waves. *Ocean Engineering*. 2011;38(4):641–650.

- [27] Hong L., Zhu R., Miao G., Fan J., Li S.: An investigation into added resistance of vessels advancing in waves. *Ocean Engineering*. 2016;123:238–248.
- [28] Riesner M., Moctar O.: A time domain boundary element method for wave added resistance of ships taking into account viscous effects. *Ocean Engineering*. 2018;162:290–303.
- [29] Yang K., Kim Y., Jung Y.: Enhancement of asymptotic formula for added resistance of ships in short waves. *Ocean Engineering*. 2018;148:211–222.
- [30] Liu S., Papanikolaou A.: Fast approach to the estimation of the added resistance of ships in head waves. *Ocean Engineering*. 2016;112:211–225.
- [31] International Maritime Organization: Interim guidelines for determining minimum propulsion power to maintain the manoeuvrability of ships in adverse conditions - RESOLUTION MEPC.232(65). Vol. 232. 2013.
- [32] Liu S., Papanikolaou A.: Approximation of the added resistance of ships with small draft or in ballast condition by empirical formula. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*. 2017;233(1):27–40.
- [33] Seo M., Yang K., Park D., Kim Y.: Numerical analysis of added resistance on ships in short waves. *Ocean Engineering*. 2014;87:97–110.
- [34] Fang M., Lee Z., Huang K.: A simple alternative approach to assess the effect of the above-water bow form on the ship added resistance. *Ocean Engineering*. 2013;57:34–48.
- [35] Guha A., Falzarano J.: The effect of hull emergence angle on the near field formulation of added resistance. *Ocean Engineering*. 2015;105:10–24.
- [36] Yang K., Kim Y.: Numerical analysis of added resistance on blunt ships with different bow shapes in short waves. *Journal of Marine Science and Technology*. 2017;22(2):245–258.
- [37] Guo B.J., Steen S., Deng G.B.: Seakeeping prediction of KVLCC2 in head waves with RANS. *Applied Ocean Research*. 2012;35:56–67.

- [38] Ozdemir YH., Barlas B.: Numerical study of ship motions and added resistance in regular incident waves of KVLCC2 model. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. 2016;9(2):149–159.
- [39] Fournarakis N., Papanikolaou A., Liu S.: Estimation of the drift forces and added resistance in waves of the KVLCC2 tanker. *Journal of Ocean Engineering and Marine Energy*. 2017;3(2):139–149.
- [40] Kim M., Hizir O., Turan O., Incecik A.: Numerical studies on added resistance and motions of KVLCC2 in head seas for various ship speeds. *Ocean Engineering*. 2017;140:466–476.
- [41] Hizir O., Kim M., Turan O., Day A., Incecik A., Lee Y.: Numerical studies on non-linearity of added resistance and ship motions of KVLCC2 in short and long waves. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. 2019;11(1):143–153.
- [42] Yu J., Lee C., Choi J., Lee I.: Effect of ship motions on added resistance in regular head waves of KVLCC2. *Ocean Engineering*. 2017;146:375–387.
- [43] Sadat-Hosseini H., Wu P., Carrica PM., Kim H., Toda Y., Stern F.: CFD verification and validation of added resistance and motions of KVLCC2 with fixed and free surge in short and long head waves. *Ocean Engineering*. 2013;59:240–273.
- [44] Seo S., Park S., Koo B.: Effect of wave periods on added resistance and motions of a ship in head sea simulations. *Ocean Engineering*. 2017;137:309–327.
- [45] Kim M., Hizir O., Turan O., Day S., Incecik A.: Estimation of added resistance and ship speed loss in a seaway. *Ocean Engineering*. 2017;141:465–476.
- [46] Prpić-Oršić J., Faltinsen OM.: Estimation of ship speed loss and associated CO2 emissions in a seaway. *Ocean Engineering*. 2012;44:1–10.
- [47] Prpić-Oršić J., Faltinsen OM., Mrakovčić T.: Influence of ship behaviour in a seaway on CO2 emissions. In: *Proceedings of the ASME 2013 32nd International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering, OMAE2013*. Nantes, France; 2013. 1–8.
- [48] Prpić-Oršić J., Vettor R., Faltinsen OM., Soares CG.: The influence of route choice and operating conditions on fuel consumption and CO2 emission of ships. *Journal of Marine Science and Technology*. 2016;21(3):434–457.

- [49] Tezdogan T., Incecik A., Turan O., Kellett P.: Assessing the impact of a slow steaming approach on reducing the fuel consumption of a containership advancing in head seas. *Transportation Research Procedia*. 2016;14:1659–1668.
- [50] United Nations: Review of Maritime Transport 2019. 2019.
- [51] Corbett JJ., Wang H., Winebrake JJ.: The effectiveness and costs of speed reductions on emissions from international shipping *Transportation Research Part D The effectiveness and costs of speed reductions on emissions from international shipping*. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*. 2009;14(8):593–598.
- [52] Cariou P., Parola F., Notteboom T.: Towards low carbon global supply chains : A multi-trade analysis of CO2 emission reductions in container shipping. *International Journal of Production Economics*. 2019;208:17–28.
- [53] Li X., Sun B., Guo C., Du W., Li Y.: Speed optimization of a container ship on a given route considering voluntary speed loss and emissions. *Applied Ocean Research*. 2020;94:101995.
- [54] Sen D., Padhy CP.: An approach for development of a ship routing algorithm for application in the North Indian Ocean region. *Applied Ocean Research*. 2015;50:173–191.
- [55] Ray T., Gokarn RP., Sha P.: Neural network applications in naval architecture and marine engineering. *Artificial Intelligence in Engineering*. 1996;10(3):213–226.
- [56] Clausen HB., Lützen M., Friis-Hansen A., Bjørneboe NK.: Bayesian and neural networks for preliminary ship design. *Marine Technology*. 2001;38(4):268–277.
- [57] Alkan AD., Gulez K., Yilmaz H.: Design of a robust neural network structure for determining initial stability particulars of fishing vessels. *Ocean Engineering*. 2004;31:761–777.
- [58] Matulja D., Dejhalla R., Bukovac O.: Application of an Artificial Neural Network to the Selection of a Maximum Efficiency Ship Screw Propeller. *Journal of Ship Production and Design*. 2010;26(3):199–205.
- [59] Rudzki K., Tarelko W.: A decision-making system supporting selection of commanded outputs for a ship's propulsion system with a controllable pitch propeller. *Ocean Engineering*. 2016;126:254–264.

- [60] Zhang H., Liu Z., Zhan C., Feng B.: A sensitivity analysis of a hull's local characteristic parameters on ship resistance performance. *Journal of Marine Science and Technology*. 2016;21(4):592–600.
- [61] Couser P., Mason A., Smith CR., Mason G., von Kinsky B.: Artificial Neural Networks for Hull Resistance Prediction. In: *Proceedings of 3rd International Conference on Computer Applications and Information Technology in the Maritime Industries · COMPIT 2004*. 9 - 12 May, Sigüenza, Spain; 2004. 391–402.
- [62] Grabowska K., Szczuko P.: Ship resistance prediction with Artificial Neural Networks. *2015 Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA)*. 2015;168–173.
- [63] Cepowski T.: Modelling of seakeeping qualities of open-top container carriers in the preliminary design phase. *Polish Maritime Research*. 2011;18(2):19–27.
- [64] Awad T., Elgohary MA., Mohamed TE.: Ship roll damping via direct inverse neural network control system. *Alexandria engineering journal*. 2018;57(4):2951–2960.
- [65] Peña FL., Gonzalez MM., Casás VD., Duro RJ.: Ship Roll Motion Time Series Forecasting Using Neural Networks. In: *IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMSA) Proceedings*. 19-21 September, Ottawa, Canada; 2011. 1–6.
- [66] Im N., Nguyen V.: Artificial neural network controller for automatic ship berthing using head-up coordinate system. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. 2018;10(3):235–249.
- [67] Shuai Y., Li G., Cheng X., Skulstad R., Xu J., Liu H.: An efficient neural-network based approach to automatic ship docking. *Ocean Engineering* 2019;191:106514.
- [68] Cepowski T.: Approximation of added resistance in waves based on Ro-Ro ferry main dimensions and wave parameters. *Archives of Transport*. 2012;23(4):435–445.
- [69] Cepowski T.: Approximating the Added Resistance Coefficient for a Bulk Carrier Sailing in Head Sea Conditions Based on its Geometrical Parameters and Speed. *Polish Maritime Research*. 2016;23(92):8–15.

- [70] Unar MA.: Neural network applications in ship research with emphasis on the identification of roll damping coefficient of a ship. Final Report: HEC Post Doc Fellowship Phase II. 2007.
- [71] Cepowski T.: The prediction of ship added resistance at the preliminary design stage by the use of an artificial neural network. *Ocean Engineering*. 2020;195:106657.
- [72] Beşikçi EB., Arslan O., Turan O., Ölçer AI.: An artificial neural network based decision support system for energy efficient ship operations. *Computers & Operations Research*. 2016;66:393–401.
- [73] Gkerekos C., Lazakis I., Theotokatos G.: Machine learning models for predicting ship main engine Fuel Oil Consumption: A comparative study. *Ocean Engineering*. 2019;188:106282.
- [74] Farag YBA., Ölçer AI.: The development of a ship performance model in varying operating conditions based on ANN and regression techniques. *Ocean Engineering*. 2020;198:106972.
- [75] Chen X.: Hydrodynamics in Offshore and Naval Applications - Part I. An updated version of the paper presented as a keynote lecture at the 6th International Conference on Hydrodynamics. 2004;(1993):1–28.
- [76] Malenica Š., Chen XB.: On the Irregular Frequencies Appearing in Wave Diffraction-Radiation Solutions. *International Journal of Offshore and Polar Engineering*. 1998;8(2):110–114.
- [77] Chen XB., Malenica Š.: Hydrodynamic pressure distribution on ship hull at very high encounter frequencies. *Journal of Hydrodynamics*. 2010;22(5):515–520.
- [78] Martić I., Degiuli N., Farkas A., Malenica Š.: Discussions on the convergence of the seakeeping simulations. In: *Proceedings of the 37th International Conference on Ocean, Offshore & Arctic Engineering, OMAE*. 2018. 1–10.
- [79] Noblesse F.: The Green function in the theory of radiation and diffraction of regular water waves by a body. *Journal of Engineering Mathematics*. 1982;16:137–169.
- [80] Pinkster JA.: Mean and low frequency wave drifting forces on floating structures. *Ocean Engineering*. 1979;6:593–615.

- [81] Chen XB.: Middle-field formulation for the computation of wave drift loads. *Journal of Engineering Mathematics*. 2007;59:61–82.
- [82] Tsujimoto M., Shibata K., Kuroda M., Takagi K.: A Practical Correction Method for Added Resistance in Waves. *Journal of the Japan Society of Naval Architects and Ocean Engineers*. 2008;8:177–184.
- [83] Ferziger JH., Peric M.: *Computational Methods for Fluid Dynamics*. 3rd ed. Springer-Verlag Berlin Heidelberg; 2002.
- [84] Džijan I.: *Računalna dinamika fluida*. Fakultet strojarstva i brodogradnje; 2010.
- [85] Siemens: *STAR-CCM+ v.13.06.011 User Guide*.
- [86] Martić I., Chilloce G., Tello Ruiz M., Ramirez J., Degiuli N., el Moctar BO.: Numerical assessment of added resistance in waves of the DTC container ship in finite water depths. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Ship Manoeuvring in Shallow and Confined Water with non-exclusive focus on manoeuvring in waves, wind and current, MASHCON*. Ostend, Belgium; 2019. 274–283.
- [87] Chilloce G., Martić I., Tello Ruiz M., Ramirez J., Degiuli N., el Moctar BO.: RANS evaluation of the DTC's vertical motion sailing in finite water depth waves. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Ship Manoeuvring in Shallow and Confined Water with non-exclusive focus on manoeuvring in waves, wind and current, MASHCON*. Ostend, Belgium; 2019. 62–71.
- [88] Lee C., Park S., Yu J., Choi J., Lee I.: Effects of diffraction in regular head waves on added resistance and wake using CFD. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. 2019;11(2):736–749.
- [89] International Towing Tank Conference: *Practical Guidelines for Ship CFD Applications 7.5–03-02–03*. 2011.
- [90] Lee S., Wolberg G., Sung YS.: Scattered data interpolation with multilevel B-splines. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*. 1997;3(3):228–244.
- [91] International Towing Tank Conference: *Recommended Procedures and Guidelines, Captive Model Test 7.5-02-06-02*. 2017.

- [92] International Towing Tank Conference: Final Report and Recommendations to the 22nd ITTC. Seoul, Shanghai; 1999.
- [93] British Maritime Technology Limited.: Global Wave Statistics. Unwin Brothers Limited; 1986.
- [94] Soares CG., Carvalho AN.: Probability distributions of wave heights and periods in combined sea-states measured off the Spanish coast. *Ocean Engineering*. 2012;52:13–21.
- [95] Olive DJ.: Multiple Linear and 1D Regression. Southern Illinois University; 2010.
- [96] Cramer H.: *Mathematical Methods of Statistics*. Princeton, New Jersey, United States: Princeton University Press; 1946.
- [97] The MathWorks Inc.: MATLAB 2018b. Natick, Massachusetts, United States.; 2018.
- [98] Novaković B., Majetić D., Široki M.: *Umjetne neuronske mreže*. Zagreb: Sveučilište u Zagrebu, Fakultet strojarstva i brodogradnje; 1998.
- [99] Hornik K., Stinchcombe M., White H.: Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural Networks*. 1989;2(5):359–366.
- [100] Dreyfus G.: *Neural networks: methodology and applications*. Springer Science & Business Media; 2005.
- [101] Ingrassia S., Morlini I.: Computational studies with equivalent degrees of freedoms in neural networks. *Advances and Applications in Statistics*. 2009;13(1):49–81.
- [102] Gao T., Jojic V.: Degrees of Freedom in Deep Neural Networks. In: *UAI'16: Proceedings of the Thirty-Second Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. June 25-29, New York City, NY, USA.; 2016. 232–241.
- [103] Sharma S.: *Applied multivariate techniques*. Wiley, John & Sons; 1996.
- [104] Holland SM.: *Principal components analysis (PCA)*. Athens, GA; 2008.
- [105] Jolliffe IT.: *Principal Component Analysis, Second Edition*. New York: Springer; 2002.
- [106] Brattka V.: A Computable Kolmogorov Superposition Theorem. *Computability and Complexity in Analysis Informatik Berichte*. 2003;272:7–22.
- [107] Bishop CM.: *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press; 1995.

- [108] Laudani A., Lozito GM., Riganti Fulginei F., Salvini A.: On Training Efficiency and Computational Costs of a Feed Forward Neural Network : A Review. *Computational intelligence and neuroscience*. 2015;2015:818243.
- [109] Aggarwal CC.: *Neural Networks and Deep Learning*. Springer; 2018.
- [110] Zurada JM.: *Introduction to Artificial Neural Systems*. West Group; 1992.
- [111] Li H., Xu Z., Taylor G., Studer C., Goldstein T.: Visualizing the Loss Landscape of Neural Nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2018;6389–6399.
- [112] Hagan MT., Menhaj MB.: Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1994;5(6):989–993.
- [113] Moller MF.: A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning. *Neural Networks*. 1993;6:525–533.
- [114] Foresee FD., Hagan MT.: Gauss-Newton approximation to Bayesian learning. In: *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'97)*. 1997. 1930–1935.
- [115] Brownlee J.: *Better Deep Learning: Train Faster, Reduce Overfitting, and Make Better Predictions*. Machine Learning Mastery; 2018.
- [116] Papanikolaou A.: *Ship Design, Methodologies of Preliminary Design*. Springer; 2014.
- [117] Kristensen HO.: *Statistical Analysis and Determination of Regression Formulas for Main Dimensions of Container Ships based on IHS Fairplay Data*. 2013.
- [118] International Maritime Organization.: *Interim guidelines for the calculation of the coefficient f_w for decrease in ship speed in a representative sea condition for trial use*, MEPC.1/Circ.796. Vol. 44. 2012.
- [119] Lackenby H.: On the systematic geometrical variation of ship forms. *Transactions of the Institution of Naval Architects*. 1950;92.
- [120]: *DELFTship v11.20*. Delftship BV, Netherlands; 2019.
- [121] Bureau Veritas.: *HYDROSTAR FOR EXPERTS USER MANUAL*. Bureau Veritas; 2016.

- [122] Bertram V., Schneekluth H.: *Ship Design for Efficiency and Economy* 2nd Edition. Butterworth-Heinemann; 1998.
- [123] Martić I., Degiuli N., Komazec P., Farkas A.: Influence of the approximated mass characteristics of a ship on the added resistance in waves. In: *Proceedings of the 17th International Congress on Maritime Transportation and Harvesting of Sea Resources, IMAM 2017*. Lisbon, Portugal: CRC Press/Balkema.; 2017. 439–446.
- [124] <https://geopoliticalfutures.com/top-container-ship-trade-routes/>
- [125] Stocker MR.: *Surge free added resistance tests in oblique wave headings for the KRISO container ship model*. University of Iowa; 2016.
- [126] Energy Efficient Safe SHip OPERAtion project: SHOPERA Benchmark Specification Part II: The DTC Case Study.
- [127] http://www.simman2008.dk/KCS/kcs_geometry.htm
- [128] Enger S., Peric M., Peric R.: Simulation of flow around KCS-hull. In: *Proceedings from Gothenburg 2010-A Workshop on Numerical Ship Hydrodynamics*, Gothenburg. 2010.
- [129] International Towing Tank Conference: ITTC – Recommended Procedures and Guidelines, Verification and Validation of Linear and Weakly Nonlinear Seakeeping Computer Codes 7.5–02-07-02.5. 2011.
- [130] Eca L., Hoekstra M.: An Evaluation of Verification Procedures for CFD Applications. In: *Proceedings of the 24th Symposium on Naval Hydrodynamics*. Fukuoka, Japan; 2002. 8–13.
- [131] Eca L., Vaz GB., de Campos JF., Hoekstra M.: A verification of calculations of the potential flow around 2D foils. *AIAA Journal*, American Institute of Aeronautics and Astronautics. 2004;42(12):2401–2407.
- [132] International Towing Tank Conference: ITTC – Recommended Procedures and Guidelines, Uncertainty Analysis in CFD Verification and Validation, Methodology and Procedures 7.5-03 -01-01. 2017.

- [133] Hizir O., Kim M., Turan O., Day A., Incecik A., Lee Y.: Numerical studies on non-linearity of added resistance and ship motions of KVLCC2 in short and long waves. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. 2019;11(1):143–153.
- [134] Molland AF.: *The Maritime Engineering Reference Book: A Guide to Ship Design, Construction and Operation*. Elsevier; 2011.

Kratak životopis

Ivana Martić rođena je 2. svibnja 1989. godine u Zagrebu. Osnovnu školu i gimnaziju završava u Samoboru te u ak. god. 2008./2009. upisuje Fakultet strojarstva i brodogradnje Sveučilišta u Zagrebu. Diplomirala je na studiju Brodogradnje 2014. godine s temom diplomskog rada pod nazivom „Procjena pomorstvenih karakteristika neoštećenog i oštećenog broda“. Od 2015. godine zaposlena je kao asistent na Katedri za hidromehaniku plovnih objekata pri Zavodu za brodogradnju i pomorsku tehniku. Poslijediplomski doktorski studij Brodogradnja i pomorska tehnika upisuje u ak. god. 2015./2016. Od 2015. do 2018. godine je sudjelovala kao istraživač na projektu financiranom od strane Hrvatske zaklade za znanost (HRZZ) pod nazivom „Pouzdanost konstrukcije oštećenog naftnog tankera u Jadranskom moru“, voditelja prof. dr. sc. Joška Parunova. Od 2017. godine izvršna je urednica za provjeru plagijarizma znanstvenog časopisa Brodogradnja, koji je indeksiran u Web of Sciences (WoS) Science Citation Index Expanded od 2008. godine. Član je Tehničkog odbora TO 8, Brodogradnja od 2017. godine, pri Hrvatskom zavodu za norme. Aktivno sudjeluje u izvođenju nastave te je također uključena u ostale znanstvene i stručne djelatnosti Katedre za hidromehaniku plovnih objekata. Do sada je kao autor ili koautor objavila 18 znanstvenih radova u časopisima indeksiranim u Web of Science Core Collection bazi podataka, od kojih je 12 radova indeksirano u Current Contents bazi podataka. Također je objavila 18 radova u zbornicima radova skupova održanih u zemlji i inozemstvu. Govori i piše engleski jezik.

Kratak životopis na engleskom jeziku

Ivana Martić was born on May 2nd 1989 in Zagreb. She finished primary and secondary school in Samobor and in academic year 2008/2009 enrolled Naval Architecture course at the Faculty of Mechanical Engineering and Naval Architecture, University of Zagreb. She graduated in Naval Architecture in 2014 with the Master Thesis entitled "Evaluation of seakeeping characteristics of intact and damaged ship". Since 2015, she has been employed as a teaching and research assistant at the Chair of Ship Hydromechanics, Department of Naval Architecture and Ocean Engineering. She enrolled postgraduate doctoral study in Naval Architecture and Ocean Engineering in academic year 2015/2016. From 2015 to 2018 she participated in the research under the project "Structural reliability of damaged oil tanker in the Adriatic Sea", led by professor Joško Parunov, PhD, funded by the Croatian Science Foundation (HRZZ). She actively participates in teaching and is involved in other scientific and professional activities of the Chair of Ship Hydromechanics. Since 2017, she is an executive editor for similarity checking of the scientific journal *Brodogradnja*, indexed in the Web of Sciences (WoS) Science Citation Index Expanded since 2008. She is a member of the Technical Board of TO 8, Shipbuilding at the Croatian Standards Institute since 2017. So far, as an author or co-author, she has published 18 scientific papers in journals indexed in Web of Science Core Collection database, of which 12 papers are indexed in Current Contents database. She also published 18 papers in proceedings of conferences held in the country and abroad. She speaks and writes English.