FUZZY MODEL PRO PŘEDPOVĚĎ STUPNĚ OHROŽENOSTI POVODÍ POVODNĚMI Z PŘÍVALOVÝCH DEŠŤŮ

PETR JANÁL, MILOŠ STARÝ

Stavební fakulta VUT, Ústav vodního hospodářství krajiny, Žižkova 17, 602 00, Brno, Česká republika;
mailto: janal.p@fce.vutbr.cz; stary.m@fce.vutbr.cz

Predikce povodní způsobených přívalovými srážkami se řadí mezi nejobtížnější úlohy operativní hydrologie. Složitost problematiky začíná už při předpovědi přívalové srážky, která je stejně jako celý srážkoodtokový proces v rámci malých povodí zatížena velkou mírou neurčitosti. Využití fuzzy logiky a dalších metod umělé inteligence pro předpověď tzv. bleskových povodní má tedy své opodstatnění. Ve vývojovém prostředí MATLAB byl sestaven fuzzy model, schopný na základě předpovězené srážky a charakteristik zasaženého povodí odhadnout kulminační odtok vody z povodí. Model byl kalibrován s využitím genetických algoritmů, umělých neuronových sítí a vybraných optimalizačních metod.

KLÍČOVÁ SLOVA: fuzzy logika, fuzzy množiny, fuzzy model, přívalový déšť, povodeň, malá povodí, operativní předpověď.

Petr Janál, Miloš Starý: FUZZY MODEL USE FOR PREDICTION OF THE STATE OF EMERGENCY OF RIVER BASIN IN THE CASE OF FLASH FLOOD. J. Hydrol. Hydromech., 57, 2009, 3; 9 Refs., 18 Figs.

One of the most difficult tasks in field of the operative hydrology is the prediction of occurrence and course of the flash floods. It is difficult to predict torrential rainfalls because their character (great intensity, short duration, small affected area). Usage of the nowcasting methods (weather forecast with two hour validity) holds hope. The torrential rainfall prediction should be followed by suitable hydrological model able to estimate at least the resultant peak outflow. The hydrological models construction interferes with high measure of uncertainty, inherent in the rainfall prediction, rainfall-runoff process and its simulation. The way how to eliminate influence of uncertainty is to use the fuzzy logic and other artificial intelligence methods. The fuzzy model was compiled through the Fuzzy Logic Toolbox in the developmental environment of MATLAB. A model was calibrated with the help of genetic algorithm, neural networks and different optimization methods.

KEY WORDS: Fuzzy Logic, Fuzzy Sets, Fuzzy Model, Flash Flood, Small River Basin, Operative Prediction.

Úvod

Jednou z cest, směřujících k účinné ochraně pobřežníků před povodněmi, je včasná předpověď výskytu povodně a jejího průběhu. Příčinami povodní v rámci velkých povodí jsou především regionální deště a tání sněhové pokrývky. Předpověď tohoto druhu povodní je dnes již na poměrně dobré úrovni, pozornost se více zaměřuje na hledání prostředků ke snížení jejich ničivých účinků, např. v práci *Fošumpaur, Holeček, Nacházel, 2007*. Stále ale ještě chybí účinný nástroj na předpovídání tzv. bleskových povodní, způsobených přívalovými dešti. Tyto povodně zasahují malá povodí a každoročně způsobují lokální katastrofy. Výskyt přívalových srážek lze díky jejich charakteru (velká intenzita, krátká doba trvání a malá zasažená plocha) jen stěží předpovídat (nowcasting). Určitou naději skýtá využití radarových měření za tímto účelem. Pomocí meteorologického radaru jsme schopni v čase a prostoru extrapolovat pohyb přívalového deště a odhadnout jeho budoucí intenzitu.

ročně způsobují lokální katastrofy. Výskyt přívalových srážek lze díky jejich charakteru (velká intenzita, krátká doba trvání a malá zasažená plocha) jen stěží předpovídat (nowcasting). Určitou naději skýtá využití radarových měření za tímto účelem. Pomocí meteorologického radaru jsme schopni v čase a prostoru extrapolovat pohyb přívalového deště a odhadnout jeho budoucí intenzitu.

V rámci malých povodí je srážkoodtokový proces významně ovlivněn morfologií povodí. Na předpověď výskytu přívalového deště je následně třeba navázat vhodným hydrologickým modelem, který tuto skutečnost zohlední a bude schopen odhadnout výsledný kulminační odtok vody z povodí.

Konstrukce uvedeného modelu naráží především na velkou míru neurčitosti, kterou v sobě nese předpověď srážky, srážkoodtokový proces i jeho modelování. Způsobem jak eliminovat vliv neurčitosti, je využití fuzzy logiky a případně dalších metod umělé inteligence (neuronové sítě, genetické algoritmy). Při konstrukci fuzzy modelu není třeba vztahy mezi vstupními a výstupními veličinami modelu popisovat složitými rovnicemi. K dosažení výsledků je postačující dostatečné množství vstupně-výstupních vzorů, které tvoří tzv. matici vzorů (u neuronových sítí je považována za tréninkovou matici).

Metoda

Teorie fuzzy logiky je podrobněji popsána např. v Jang, 1993, Nacházel, Starý, Zezulák, 2004, v předloženém článku jsou vysvětleny pouze základní pojmy. Prvním krokem při sestavování fuzzy modelu je volba vstupních a výstupních veličin. Vstupní veličiny by měly zahrnovat všechny faktory významně ovlivňující modelovaný proces, je třeba si však uvědomit, že s rostoucím počtem vstupů roste i obtížnost sestavení modelu a jeho kalibrace. Jelikož by model měl sloužit pro operativní předpověď velmi rychle probíhajícího procesu, musí být hodnoty vstupních veličin snadno a rychle dostupné. Pro fuzzy model schopný předpovídat kulminační odtok vody z povodí byly zvoleny následující vstupní veličiny, charakterizující jak příčinnou srážku, tak morfologii zasaženého povodí:

- intenzita příčinné srážky [mm h^{-1}],
- doba trvání příčinné srážky [min],
- ukazatel předchozí srážky UPS,
- plocha povodí [km^2],
- součinitel tvaru povodí α ,
- sklonitost povodí,
- lesnatost povodí [%].

Výstupní veličinou je hodnota kulminačního odtoku [$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$]. Jelikož vstupní a výstupní veličiny mají rozdílné rozměry, jsou rozsahy jejich univers pro potřeby normalizace a denormalizace transformovány na intervaly $<0; 1>$. Provoz modelu je zamýšlen tak, že hodnoty prvních třech vstupů, charakterizujících příčinnou srážku, budou získány pomocí kombinace měření meteorologickým radarem a údajů ze srážkoměrných stanic. Hodnoty zbývajících vstupů, charakterizujících zasažené povodí, lze snadno získat využitím GIS, případně z Hydrologických poměrů ČSSR a vodohospodářských map.

Obr. 1. Radarová měření.

Fig. 1. Radar measurement.

Fuzzy model ve své podstatě neumožňuje získání přesné hodnoty výstupu. Kulminační odtok, spočítaný modelem, je třeba vhodně interpretovat a použít. V dalším postupu byl využit specifický odtok jako podíl hodnoty kulminačního odtoku a plochy zasaženého povodí. Pak lze určit stupeň ohroženosti povodí zařazením hodnoty specifického průtoku např. do dané škály:

- stupeň 1 – do $0,3 \text{ m}^3 \text{s}^{-1} \text{km}^{-2}$ – bez ohrožení a pouze s lokálním vybřežením,
- stupeň 2 – $0,3$ až $2 \text{ m}^3 \text{s}^{-1} \text{km}^{-2}$ – velká povodeň s významným vybřežením a ohrožením zástavby,
- stupeň 3 – 2 až $4 \text{ m}^3 \text{s}^{-1} \text{km}^{-2}$ – katastrofální povodeň zatápějící celou údolní nivou vymezenou fluviozemí,
- stupeň 4 – nad $4 \text{ m}^3 \text{s}^{-1} \text{km}^{-2}$ – totální katastrofická povodeň přetvářející zemský povrch.

Autoři považují uvedené hodnoty za prvotní odhad a předpokládají, že po poloprovozním testování modelu budou tyto hodnoty pro jednotlivá povodí upřesněny.

Vytvoření modelu vyžaduje zpracování vstupně-výstupních vztahů pro zvolené veličiny, tj. sestavení matice vzorů. Reprezentativnost matice vzorů má stěžejní vliv na kvalitu výsledného modelu. Jednotlivé vzory by měly rovnoměrně mapovat prostor vstupních veličin. Byly sestaveny dvě matice vzorů, jedna z dat odvozených a druhá z dat měřených.

Na povodích řek Moravy a Odry byla vybrána množina vzorových povodí, pro které byla zpracována závislost mezi zvolenými vstupy a výstupem modelu za povodňové situace. Vzorová povodí byla vybrána tak, aby tvořila spektrum povodí různých geografických charakteristik. Plochy vzorových povodí se pohybují v intervalu od $8,48$ do $72,23 \text{ km}^2$, s převýšením od 130 do 841 m a nachází se jak v horských oblastech, tak i v nížinách. Pro ses-

tavení vzorové matice z odvozených dat byly na základě základních hydrologických vztahů odvozeny hodnoty intenzit a dob trvání srážek, ukazatelů předchozích srážek a příslušné hodnoty veličiny výstupní (modifikovaná Čerkašnova metoda). Uvažované předpoklady a způsob odvození byl podrobněji popsán v lit. Janál, 2007. Byla tak vytvořena matice o 173 řádcích. Odvozená data jsou do jisté míry diskutabilní, pro prozkoumání problematiky jsou však dostačující.

Matice vzorů z měřených dat vychází z radarových odhadů srážek a kulminačních průtoků měřených ve vodoměrných stanicích (spolupráce s ČHMÚ Brno a ČHMÚ Ostrava). Ačkoli jsou povodně způsobené přívalovými srážkami častým jevem, jen málo z nich je zaznamenáno ve smyslu, že je k dispozici hodnota kulminačního průtoku a intenzita a doba trvání příčinného deště nad zasaženým povodím. V rámci malých povodí navíc není síť vodoměrných stanic pro měření průtoků příliš rozsáhlá, což limituje možnosti sestavení kvalitní vzorové matice z měřených dat. Povodí vybraná pro sestavení matice z měřených dat jsou znázorněna na obr. 2.

Obr. 2. Vzorová povodí v povodí Moravy.

Fig. 2. Sample river basins in the watershed area of Morava River.

Model sestavený pomocí Fuzzy Logic Toolboxu ve vývojovém prostředí MATLAB zahrnuje sedm vstupních veličin a využívá fuzzy inferenční systém (FIS) typu Mamdani. Základním charakteristickým znakem fuzzy modelu Mamdani je, že konsekvant každého pravidla tvoří fuzzy výrok. Pro ostré hodnoty vstupních veličin model určí opět ostrou hodnotu veličiny výstupní. Takovýmto fuzzy modelem lze aproximovat téměř libovolný nelineární systém.

Konstrukce FIS vychází z analýzy matice vzorů. Je třeba definovat universa proměnných veličin a zmapovat je pomocí funkcí příslušnosti, které na nich jednoznačně definují fuzzy množiny. Funkce příslušnosti nabývají funkčních hodnot z intervalu $<0; 1>$ a určují stupeň náležitosti ostré hodnoty proměnné veličiny do dané fuzzy množiny. V sestavovaných modelech byly použity funkce příslušnosti trojúhelníkového tvaru a tvaru Gaussovy distribuční křivky. Asi nejnáročnějším úkolem při konstrukci FIS je sestavení báze pravidel. Jedná se o soubor podmíněných výrazů, které jednoznačně určují fuzzy množinu na universu výstupní veličiny pro všechny kombinace fuzzy množin na universech vstupních veličin.

Zvolených sedm vstupních veličin lze do modelu zapojit více způsoby. Vstupy lze všechny zapojit do jednoho fuzzy inferenčního systému, nebo lze vytvořit soustavu více FIS, které na sebe navazují, a vstupy zapojovat postupně. Postupně byly posuzovány následující struktury modelu:

- sedm vstupů v jednom FIS,
- soustava dvou FIS (výstupní veličina prvního FIS o šesti vstupech slouží druhému FIS jako vstup společně s ukazatelem předchozí srážky),
- soustava třech FIS (obr. 3),
- soustava šesti FIS o dvou vstupech (obr. 4),
- soustava pěti FIS o dvou vstupech (obr. 5).

Obr. 3. Schéma sekvence tří FIS.

Fig. 3. Sequence of 3 FIS.

Obr. 4. Schéma sekvence šesti FIS.

Fig. 4. Sequence of 6 FIS.

Obr. 5. Schéma sekvence pěti FIS.

Fig. 5. Sequence of 5 FIS.

U fuzzy inferenčních systémů s větším počtem vstupů je báze pravidel rozsáhlá, její sestavení je náročné a model je nepřehledný. Zavedením sekvence FIS lze tento problém eliminovat. Je možno lépe zhodnotit vliv jednotlivých vstupních veličin a jejich universa zmapovat větším počtem funkcí příslušnosti. Nejlépe se osvědčily soustavy FIS o dvou vstupech. V případě zmíněné soustavy šesti FIS (obr. 4) jsou v prvním FIS zpracovány jako vstupní veličiny doba trvání a intenzita srážky. Vypočtený dílčí kulminační průtok Q1 slouží druhému FIS jako vstup společně s ukazatelem předchozí srážky. Tak je získán kulminační průtok Q2. Stejným způsobem jsou postupně zohledňovány vlivy ostatních vstupů: součinitele tvaru povodí, sklonitosti, lesnatosti a plochy povodí. Hodnota prvního dílčího kulminačního průtoku je tedy postupně upravována až na výslednou hodnotu kulminačního průtoku (obdoba koaxiální korelace). V soustavě pěti FIS (obr. 5) je počítán specifický odtok, který je pak pouze přenásoben plochou povodí. Ve skutečnosti specifický odtok s rostoucí plochou příslušného povodí klesá, což pouhým přenásobením zanedbáváme.

Pro sestavení bází pravidel byly použity následující metody:

- subjektivní sestavení,
- sestavení pomocí umělé neuronové sítě,
- sestavení pomocí optimalizačních metod.

Subjektivní postup umožňuje zapojení zkušeností expertů, pro složitější systémy je ale sám o sobě nevhodný.

Využití neuronové sítě spočívá v natrénování sítě na matici vzorů a následném vygenerování konsekventů jednotlivých pravidel. Universa všech veličin byla rozdělena na intervaly odpovídající průběhu funkcí příslušnosti. Tyto intervaly nahrazují fuzzy množiny. Hodnoty v matici vzorů byly nahrazeny indexy označujícími příslušnost do určitého intervalu. Tímto byla matice vzorů převedena na tvar odpovídající tvaru pravidel. Dalším krokem bylo natrénování neuronové sítě na této matici a následný

výpočet konsekventů všech pravidel. Byla použita dopředná neuronová síť se zpětnou propagací, obsahující jednu skrytou vrstvu s pěti neurony. Jako přenosová funkce mezi vstupní a skrytou vrstvou byla zvolena logistická sigmoida a jako přenosová funkce mezi skrytou a výstupní vrstvou byla zvolena funkce typu purelin (obr. 12).

Za účelem objektivizace sestavení FIS byla dále vyvinuta optimalizační metoda minimalizující kritériální funkci, která je definována jako součet kvadratických odchylek vzorových (měřených) kulminačních průtoků a kulminačních průtoků vypočtených modelem. Metoda byla aplikována jak na sestavení báze pravidel, tak na stanovení průběhu funkcí příslušnosti.

Při vytváření báze pravidel tvoří parametry kritériální funkce konsekventy všech pravidel modelu. Pro FIS typu Mamdani se dvěma vstupy mají pravidla tvar:

if (x is A) and (y is B) then (z is C).

Výrazy v kulatých závorkách jsou nazývány fuzzy výroky. První dva fuzzy výroky propojené logickou spojkou *and* tvoří premisu (předpoklad, nebo též antecedent), výsledná část pravidla se nazývá konsekvent.

Při optimalizaci průběhu funkcí příslušnosti slouží za proměnné veličiny kritériální funkce parametry funkcí příslušnosti. Počet parametrů závisí na tvaru použitých funkcí příslušnosti. V případě tvaru Gaussovy distribuční křivky jsou funkce příslušnosti zadány pomocí dvou parametrů. Úlohu lze zjednodušit, když parametry funkcí příslušnosti vyjádříme pomocí hranic univers příslušných veličin. Se změnou hranic univers se pak mění i průběh funkcí příslušnosti. Počet proměnných kritériální funkce se tak zredukuje.

Pro minimalizaci kritériální funkce byly použity metoda genetických algoritmů a metoda „direct search“. Metody byly použity pro sestavení fuzzy modelů tvořených sekvencemi šesti, pěti a tří FIS (obr. 3, 4, 5), a to dvěma způsoby:

1. Optimalizace všech FIS v sekvenci najednou,
2. Postupná optimalizace jednotlivých FIS v sekvenci.

V prvním případě je optimalizací minimalizována jedna kritériální funkce, jejíž proměnné zahrnují konsekventy pravidel (případně parametry funkcí příslušnosti) všech FIS v sekvenci.

V druhém případě je k dispozici více kritériálních funkcí, podle počtu FIS v sekvenci, které se

postupně minimalizují v pořadí, jak probíhá výpočet sekvencí.

Při sestavování báze pravidel za použití optimalizace mohou vzniknout takové kombinace antecedentu a konsekventu, které odporují fyzikální podstatě modelovaného procesu. Například pro kombinaci fuzzy množin, reprezentujících nízkou intenzitu a krátkou dobu trvání příčné srážky, mohou pravidla přiřazovat fuzzy množinu reprezentující vysoké hodnoty kulminačního odtoku. V oblastech prostoru vstupních veličin, které jsou dostatečně rovnoměrně popsány vzory, by taková pravidla neměla po optimalizaci vzniknout. Tato pravidla by měla za následek vyšší hodnoty kritériální funkce. Ta je formulována tak, aby všechny hodnoty odchylek vzorových a vypočtených kulminačních průtoků byly co nejvíce shodné, což minimalizace součtu kvadrátů odchylek implicitně zajišťuje. V oblastech prostoru vstupních veličin, které nejsou dostatečně rovnoměrně popsány vzory, mohou uvedená nežádoucí pravidla po optimalizaci vzniknout. V takovém případě je nutno následně subjektivně upravit bázi pravidel. Problém lze úspěšně řešit omezením prohledávané oblasti na podoblast, ve které vztah mezi odpovídajícími antecedenty a konsekventy odpovídá fyzikální podstatě modelovaného procesu. Uvedený problém považují zpracovatelé příspěvku za otevřený a hodljí se mu dále věnovat.

Shrnutí výsledků a závěr

Obr. 6 až 10 znázorňují průběh výpočtu sekvencí pěti FIS (obr. 5). Kulminační průtoky spočítané mo-

Obr. 6. Srovnání vzorové hodnoty kulminačního průtoků a hodnoty vypočtené modelem – FIS 1.
Fig. 6. Comparison between the values of the sample and calculated peak outflow – FIS 1.

Obr. 7. Srovnání vzorové hodnoty kulminačního průtoků a hodnoty vypočtené modelem – FIS 2.

Fig. 7. Comparison between the values of the sample and calculated peak outflow – FIS 2.

Obr. 8. Srovnání vzorové hodnoty kulminačního průtoků a hodnoty vypočtené modelem – FIS 3.

Fig. 8. Comparison between the values of the sample and calculated peak outflow – FIS 3.

delem jsou v každé fázi výpočtu srovnány se vzorovými hodnotami. Použitý model byl sestaven na základě matice vzorů tvořené odvozenými daty. Pro výpočet byla použita vstupní data, podle kterých byl model sestaven. Grafy tedy znázorňují, do jaké míry bylo sestavení modelu úspěšné. Srovnání hodnot vzorového a výsledného kulminačního odtoku spočítaného modelem ukazuje, že kalibraci lze považovat za úspěšnou (obr. 10). V obrázcích je pod pojmem vzorový odtok myšlena hodnota kulminačního odtoku z řádku matice vzorů. Vypočtený odtok je pak hodnota kulminačního odtoku, získaná pomocí modelu, pro hodnoty vstupních veličin ze stejného řádku matice vzorů.

Obr. 9. Srovnání vzorové hodnoty kulminačního průtoku a hodnoty vypočtené modelem – FIS 4.
Fig. 9. Comparison between the values of the sample and calculated peak outflow – FIS 4.

Obr. 10. Srovnání vzorové hodnoty kulminačního průtoku a hodnoty vypočtené modelem – FIS 5.
Fig. 10. Comparison between the values of the sample and calculated peak outflow – FIS 5.

Za účelem verifikace modelu byla matice vzorů z odvozených dat náhodně rozdělena na dvě matice. Podle první (130 řádků) byl sestaven fuzzy model, druhá matice (43 řádků) sloužila k verifikaci modelu. Výsledek verifikace znázorňuje obr. 11.

Ačkoli hlavní snaha byla zaměřena na vytvoření fuzzy modelu, byly za stejným účelem zkoumány i možnosti využití umělých neuronových sítí.

Pro neuro model byla použita dopředná neuronová síť s pěti neurony v jedné skryté vrstvě. Za přenosovou funkci mezi vstupní a skrytou vrstvou byla zvolena funkce typu tansig, mezi skrytou a výstupní vrstvou funkce typu purelin. Funkce tansig vzniká

transformací sigmoidy z intervalu funkčních hodnot $<0; 1>$ na interval $<-1; 1>$, průběh funkce purelin je jednoduchý – viz obr. 12.

Obr. 11. Výsledek verifikace fuzzy modelu.
Fig. 11. Result of fuzzy model verification.

Obr. 12. Průběhy funkcí tansig a purelin.
Fig. 12. Course of functions tansig and purelin.

Obr. 13. Výsledek verifikace neuro modelu.
Fig. 13. Result of neural model verification.

K sestavení a verifikaci neuro modelu byla použita stejná data jako v případě fuzzy modelu. Verifikace fuzzy i neuro modelu přináší srovnatelné výsledky.

Matice z měřených dat v současné době čítá pouze 22 řádků, což je pro sestavení modelu nedostatečné. Měřená data tedy nebyla použita samostatně, ale byla přidána k odvozeným datům. Takto vytvořená matice vzorů sloužila k sestavení fuzzy modelu, který je nyní poloprovozně testován na ČHMÚ v Brně. Současné jsou vyhodnocovány další povodňové události pro získání vzorových měřených dat.

Pro sestavený model byla zvolena struktura sekvence pěti FIS – obr. 5. Universa všech proměnných modelu byla zmapována pomocí šesti funkcí příslušnosti tvaru Gaussovy distribuční křivky. Fuzzy inferenční systémy byly nejprve sestaveny subjektivně, a následně upřesňovány pomocí optimalizačních metod. Nejprve proběhla optimalizace průběhů funkcí příslušnosti metodou genetických algoritmů, následovně optimalizace báze pravidel metodou direct search a opět optimalizace průběhů funkcí příslušnosti. Pro každý FIS lze zobrazit řídicí plochu, její tvar závisí na bázi pravidel a průběhu funkcí příslušnosti. Řídicí plochy modelu po kalibraci jsou na obr. 14 až 18. Plochy jsou znázorněny pro skutečné rozměry veličin po denormalizaci.

Postup uvedený v úvodu článku byl následně aplikován do praxe. Vlastní poloprovoz probíhá tak, že nad sítí malých povodí, kde jsou v závěrových profilech vodoměrné stanice, jsou sledována operativní radarová data. Z uvedených vstupů je pak pomocí fuzzy modelu odhadnut stupeň ohrožení povodí. Hodnoty kulminačních průtoků, získané

Obr. 14. Řídicí plocha – FIS 1.
Fig. 14. Directional surface – FIS 1.

Obr. 15. Řídicí plocha – FIS 2.
Fig. 15. Directional surface – FIS 2.

Obr. 16. Řídicí plocha – FIS 3.
Fig. 16. Directional surface – FIS 3.

Obr. 17. Řídicí plocha – FIS 4.
Fig. 17. Directional surface – FIS 4.

Obr. 18. Řídicí plocha – FIS 5.

Fig. 18. Directional surface – FIS 5.

pomocí fuzzy modelu, jsou zpětně srovnávány s hodnotami naměřenými ve vodoměrných stanicích.

O využitelnosti fuzzy modelu v praxi bude možno hovořit až po vyhodnocení poloprovozního testování. Zatím lze modely zhodnotit pouze na základě verifikace. Z uvedených struktur fuzzy modelu se jako nejvhodnější jeví sekvence pěti FIS. Samotné subjektivní sestavení modelu o zvoleném počtu vstupů je náročné a s nejistým výsledkem, proto je třeba hledat jiné možnosti. Na základě doposud dosažených výsledků lze pro sestavení modelu a jeho kalibraci doporučit zmíněné optimalizační metody. Metoda genetických algoritmů se osvědčila pro optimalizaci průběhů funkcí příslušnosti. Při optimalizaci báze pravidel bylo dosaženo lepších výsledků metodou direct search. Obě metody byly úspěšnější při optimalizaci všech FIS v sekvenci najednou (jedna kritériální funkce).

Pro předpověď povodní z přívalových dešťů by bylo vhodné využívat současně více metod a jejich výsledky srovnávat. Při poloprovozu bude kulminační odtok počítán současně i zmíněným neuro modelem. Ten podával při verifikaci výsledky srovnatelné s fuzzy modelem. Konstrukce neuro modelu je ve srovnání s popsávanými metodami pro sestavení fuzzy modelu mnohem snadnější. Fuzzy model je oproti neuronové síti více otevřený pro další úpravy. Zejména je model otevřený pro rozšíření o další možné vstupní veličiny, pokud se v praxi ukáže, že jejich typ a počet je nepostačující. Uvedené postupy jsou návodem, jak daný problém řešit.

Následný výzkum bude zaměřen především na rozšíření matice vzorů z měřených dat, vyhodnoce-

ní poloprovozního testování modelu a dopracování některých v textu uvedených problematických míst.

LITERATURA

- FOŠUMPAUR P., HOLEČEK M., NACHÁZEL K., 2007: Solution of control of reservoir flood discharge in synthetic flood waves. Part 1: Method of solution. *J. Hydrol. Hydro-mech.*, 55, 2, 98–107.
- FOŠUMPAUR P., HOLEČEK M., NACHÁZEL K., 2007: Solution of control of reservoir flood discharge in synthetic flood waves. Part 2: Results of solution. *J. Hydrol. Hydro-mech.*, 55, 3, 156–167.
- JANÁL P., 2007: Předpověď kulminačního odtoku vody z povodí pomocí fuzzy modelu za povodně způsobené přívalovými srážkami. VIII. Vedecká konferencia Stavebnej fakulty TU v Košiciach, Košice, 7 s.
- JANÁL P., STARÝ M., 2007: Odhad rizika ohrožení pobřežníků povodněmi z přívalových dešťů pomocí fuzzy modelu. *Hodnocení rizik ve vodním hospodářství*, Brno, 6 s.
- JANÁL P., STARÝ M., 2008: Operative prediction of the state of emergency of small river basin in the case of flash flood. *I International Interdisciplinary Technical Conference of Young Scientists*, Poznaň, 3 p., ISBN 978-83-926896-0-7.
- JANG J.R., 1993: ANFIS: Adaptive-Neuro-Fuzzy Inference System, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, 1993.
- MATLAB + Fuzzy Logic Toolbox + Neuro Toolbox, *The Language of Technical Computing*, The MathWorks 1984–2009.
- NACHÁZEL K., STARÝ M., ZEŽULÁK J., 2004: Využití metod umělé inteligence ve vodním hospodářství. *Academia*, nakladatelství Akademie věd České republiky, Praha, ISBN 80-200-02229-4.
- NOVÁK V., 1990: Fuzzy množiny a jejich aplikace. *SNTL*, Praha.
- SZOLGAY J., DZUBÁK M., HLAVČOVÁ K., 1994: *Hydrologia – Odtokový proces a hydrologia povrchových vod*. Vydavateľstvo STU, Bratislava, ISBN 80-227-0641-8.
- TRUPL J., 1958: *Intenzity krátkodobých dešťů v povodích Labe, Odry a Moravy*. Výzkumný ústav vodohospodářský, Praha.

Došlo 6. mája 2009
Štúdia prijatá 9. júna 2009

FUZZY MODEL USE FOR PREDICTION OF THE STATE OF EMERGENCY OF RIVER BASIN IN THE CASE OF FLASH FLOOD

Petr Janál, Miloš Starý

The key to effective protection of watersides before floods is their early forecast and predicted course. Flash floods affect small river basins and cause local catastrophes annually. The prediction of torrential rainfalls is very problematic due to their character; the usage of radar measurements shows some hope to this goal. For the forecast of a torrential rainfall there is a need to follow up with a hydrological model capable of at least estimating the consequential peak outflow of water from the basin. So far such models are missing in water ma-

nagement practice. Their construction clashes with the great deal of uncertainty the forecast of a flash flood and the rainfall-runoff process and its modeling bear with them. The way of eliminating the influence of this uncertainty is the usage of fuzzy logic and other methods of artificial intelligence.

These inputs characterizing the causal rainfall and the affected basins morphology have been chosen for construction of a fuzzy model capable of predicting peak outflow of water from the basin: intensity of rain, duration of rainfall, antecedent precipitation index, area of the basin, basin shape coefficient, falling gradient, forest cover. The output consists of the peak discharge of water from the river basin.

Creating a model demands processing of input-output relations for the selected variables by creating a sample matrix. Two sample matrixes have been developed, one of derived data and one of measured data.

In the watershed area of rivers Morava and Odra, an aggregate of sample river basins was selected and the dependence between selected input and output of the model in a flood situation was processed.

For construction of the derived data sample matrix, values of intensity and duration of rainfall, antecedent precipitation index and appropriate values of output data were derived according to basic hydrological relations. A matrix of 173 lines was so created.

The measured data sample matrix comes out from radar estimations of rainfall and outflow measured in gauging stations (in cooperation with the Czech Hydrometeorological Institute Brno and Ostrava). Even though flash floods are a frequent event, only little of them are registered in the sense that the values of peak outflow, intensity and duration of causal rainfall over the affected basin are available. There also is no extensive system of gauging stations for measuring the water discharge in small river basins, which limits the possibilities of creating a valuable sample matrix from measured data.

The model created with the help of Fuzzy Logic Toolbox in the developmental environment of MATLAB includes seven inputs and uses fuzzy interference system (FIS) of a Mamdani type.

The chosen seven inputs can cohere into the model in various ways. Input data can be all connected into one fuzzy interference system, or a set of more FIS that tie together can be created, and the input data can be connect gradually.

By fuzzy interference systems with a larger amount of input data, the base of rules is extensive, its assemblage is challenging and the model is difficultly inspectional. Implementing a sequence of FIS that tie together can eliminate this problem, the influence of particular input data can be evaluated better, and their ranges can be mapped by a larger amount of membership functions. The best validated were FIS of two input data.

In order of objectification of the FIS assemblage, an optimization method for minimization of the criterion

function has been developed. The criterion function includes calculation of the model; its output is the sum of square deviation of sample and calculated outflows. The method was applied on creating a base of rules, as well as assigning the course of membership functions.

In creating a base of rules, the parameters of criterion function form consequents of all rules of the model.

By optimizing the course of membership functions, the parameters of these serve as variable for criterion functions. The amount of the parameters depends on the type of the used membership functions.

For minimization of the criterion function, the method of genetic algorithm and direct search method were used. These methods expect setting of a starting point, which can be specified as an accomplishment of the subjective assemblage of FIS. The method was used by the assemblage of fuzzy models formed by sequences of six and five FIS (Figs. 4, 5).

The matrix of measured data at this time consists only of 22 lines, which is insufficient for assemblage of a model. The measured data have not been used independently, but have been added to the derived data. The sample matrix created in this way served the assembling of a fuzzy model, which is now semi-industrially tested at the Hydrometeorological Institute Brno. Simultaneously, further flood incidents are being evaluated for acquirement of sample measured data.

A sequence structure of 5 FIS as in Fig. 5 has been chosen for the model. All ranges of variable have been mapped by six Gaussian membership functions. The fuzzy interference systems have been at first constructed subjectively, a starting point for optimization methods was so gained. First, an optimization of the membership function course using the genetic algorithm method ran, thereafter an optimization of the base of rules using the direct search method, and again an optimization of the membership function course.

Regarding a system of small river basins, where there are gauging stations in the concluding profiles, operative radar data are observed. Morphological characteristics needed for a fuzzy model are evaluated beforehand in the observed basins. Via extrapolation of storm-front movement, the future average value of rainfall intensity and the duration over the affected basin is estimated. Outflows counted by the model are then compared with the outflow measured by the stations. Further research will be aimed especially towards broadening the sample matrix of measured data and evaluating the semi-industrial usage of the model.

This article was written as a part of the GAČR project: 103/07/1620 "Prediction and simulation models in the water resources control".

This outcome has been achieved with the financial support of the Ministry of Education, Youth and Sports of the Czech Republic, project No. 1M0579, within activities of the CIDEAS research centre.