Wojciech Mueller, Piotr Boniecki Instytut Inżynierii Rolniczej Akademia Rolnicza w Poznaniu

# IDENTYFIKACJA PÓL TEMPERATUR WYKORZYSTYWANYCH DO OCENY NIEJEDNORODNOŚCI PRZEPŁYWU POWIETRZA PRZEZ KAMIENNE ZŁOŻE Z UŻYCIEM TECHNIK NEURONOWYCH

#### Streszczenie

Efektywność wykorzystania kamiennych regeneratorów, a w tym również współpracujących z nimi niekonwencjonalnych źródeł energii zależy między innymi od nierównomierności przepływu powietrza przez złoże. Kontynuując wcześniej podjętą problematykę badawczą autorzy zajęli się tym razem wspomnianym zjawiskiem, ale podczas fazy rozładowywania kamiennego akumulatora. Zrealizowane badania na stanowisku badawczym nie dostarczyły odpowiedniej ilości profili czasowych temperatury, co miało swoje uzasadnienie w ograniczonej z przyczyn technicznych liczbie punktów pomiaru temperatury. Podjęto, zatem wysiłki zmierzające do wykorzystania predykcyjnych możliwości sieci neuronowych [Boniecki 2004]. Efekty zrealizowanych badań i symulacji na bazie wytworzonych modeli neuronowych zaprezentowano w niniejszej publikacji.

Slowa kluczowe: nierównomierność przepływu, regenerator kamienny, sieci neuronowe

### Wprowadzenie

Charakterystyki źródeł niekonwencjonalnych w połączeniu z zmiennym zapotrzebowaniem na energię wymuszają stosowanie akumulatorów. Stosunkowo tanim i prostym rozwiązaniem kumulowania energii stosowanym w przypadku pozyskiwania energii ze tych źródła w formie ciepła są kamienne regeneratory. Efektywność ich wykorzystania zależy między innymi od stopnia nierównomierności przepływu powietrza przez złoże. Występowanie zjawiska niejednakowego przepływu powoduje zróżnicowanie procesu przestrzennej kumulacji energii, a w skrajnych sytuacjach prowadzi to do prawie całkowitego wyłączenie z tego procesu pewnych fragmentów złoża. Zjawiskiem tym mamy do czynienia podczas dwóch różnych faz pracy akumulatora. Dotychczasowe badania, zmierzające do jego opisania i jednoczesnego określenia skali niejednorodności przepływu dotyczyły tylko fazy ładowania [Hollands i in. 1984; Mueller i in. 1998]. Ten stan rzeczy wydaję się w pełni uzasadniony, gdy przyjmiemy założenie, iż decydujące znaczenie na nierównomierność przepływu ma niejednakowe pole ciśnień na wejściu i wyjściu ze złoża. Akceptacja tego założenia pozwala traktować procesy przepływu powietrza występujące podczas obu faz ładowania i rozładowywania regeneratora jako zagadnienia podobne. Przy takim podejściu nie wprost opowiadamy się za marginalnym oddziaływaniem ruchu powietrza spowodowanego różnica temperatur na przepływ wymuszony, a tym samym eliminujemy jego wpływ na nierównomierność pola predkości powietrza przemieszczajacego się przez złoże. Kolejnym argumentem przemawiającym za podobnym traktowaniem przepływu powietrza przez złoże dla obu faz pracy regeneratora jest przyjęta metodyka pomiarowa. Określa ona w sposób jednoznaczny warunki pomiaru, na które składa się charakter wymuszenia, czyli przebieg zmienności temperatury powietrza na wejściu do złoża, jak również jednakowy rozkład temperatur akumulatora poprzedzający fazę ładowania. Postawione warunki eliminuja istnienie dodatkowych czynników zakłócających przepływ takich jak istniejący gradient temperatury, a z taką sytuacją mamy do czynienia podczas fazy rozładowywania regeneratora. Pomiar prędkości przepływu powietrza realizowany jest pośrednio poprzez wyznaczenie prędkości fali cieplnej, a to wymaga pomiaru temperatur. Wyznaczamy tym sposobem tylko prędkość względną czynnika transportującego energię, co jest wystarczające do określenia skali niejednorodności przepływu powietrza przez złoże.

Problemem nierównomierności przepływu powietrza przez złoże w trakcie fazy ładowania regeneratora kamiennego pracującego w układzie poziomym autorzy zajmowali się w wcześniej [Mueller i in. 1998], a uzyskane wyniki zostały zaprezentowane w późniejszych publikacjach [Mueller 2002]. Identyfikacja tego zjawiska w kolejnej z faz pracy akumulatora kamiennego, jaką jest etap rozładowania regeneratora, stanowiąca przedmiot niniejszego artykułu powinna zdaniem autorów dać odpowiedź na pytanie czy zróżnicowane pole temperatur wnosi swój wkład w nierównomierność przepływu powietrza.

#### Stanowisko badawcze

Badania zmierzające do określenia nierównomierności przepływu powietrza przez złoże kamienne w kształcie prostopadłościanu poprzez pomiar temperatury przeprowadzono na stanowisku badawczym (rys. 1). Stanowił go akumulator kamienny pracujący w układzie poziomym o objętości złoża 2.48 m<sup>3</sup> i objętości całkowitej 3m<sup>3</sup>. Porowatość złoża wynosiła 0.38, a średnia średnica równoważna tłucznia granitowego stanowiącego wypełnianie regeneratora wynosiła 39 mm. Rozmieszczenie czujników pomiarowych temperatury Pt 100 umożliwiających wyznaczenie względnej prędkości czoła fali cieplnej, a zatem i prędkości powietrza w dwóch wzajemnie prostopadłych kierunkach przedstawiono na rys. 2. Do pomiary temperatury wykorzystano mierniki cyfrowe RE 420 współpracujące z przystawkami wielokanałowymi WPP-03 i WPP-01. Dane w formie analogowej były przesyłane za pośrednictwem kart analogowo-cyfrowych do komputera. W trakcie tego transferu dane ulegały przekształceniu do formy cyfrowej, aby w dalszej kolejności mogły zostać osadzone w plikach tekstowych. Procesem zapisu sterowało oprogramowanie bazujące na parametrach wprowadzonych przez użytkownika, wynikających z celu prowadzonych badań.



*Rys. 1.* Schemat stanowiska pomiarowego *Fig. 1.* Diagram of measuring equipment



*Rys. 2. Rozmieszczenie czujników pomiarowych temperatury w złożu Fig. 2. Distribution of measuring temperature sensors in storage* 

# Badania

Proces rozładowywania będący przedmiotem badania zakończył dwunastogodzinną fazę przechowywania energii. Rozkład temperatur określających stan wejściowy etapu rozładowywania regeneratora obrazuje rysunek 3.

Faza poboru energii z kamiennego regeneratora przebiegała przy zachowaniu stałych parametrów przepływu powietrza na wejściu do złoża i równoczesnym stałym poziomie jego energii wewnętrznej, co jest równoznaczne ze stałością temperatury. Wielkość masowego natężenia przepływu wynosiła  $\dot{m} = 0,179$  kg/s natomiast średnia temperatura powietrza na wejściu do regeneratora kształtowała się na poziomie 17,5°C.

Istotne z punktu widzenia identyfikacji nierównomierności przepływu powietrza profile czasowe temperatur dla wybranych punktów pomiarowych zaprezentowano na rysunku 4.



Rys. 3. Rozkłady temperatur na wysokości złoża w chwili poprzedzającej rozładowywanie

Fig. 3. Distribution of temperatures on height of deposit in previous moment unloading

Ograniczenie punktów pomiarowych w przekrojach a i b wynikało z względów technicznych i te niedostatki autorzy postanowili zrekompensować wynikami uzyskanymi z symulacji komputerowej na bazie wytworzonych sieci neuronowych [Boniecki 2004].

Wojciech Mueller, Piotr Boniecki



*Rys. 4.* Profile temperaturowe fazy rozładowywania regeneratora*Fig. 4.* The profiles the temperature phase of unloading the

## Symulacja komputerowa z wykorzystaniem sieci neuronowych

W celu przeprowadzenia eksperymentu komputerowego, mającego na względzie budowę modelu neuronowego, wykorzystano symulator jednokierunkowych sieci neuronowych *Statistica Neural Networks v. 4.0.* firmy StatSoft [Wójtowicz 2001]. Jako zbiór danych uczących przyjęto zbiór 212 różnych przypadków uzyskanych doświadczalnie. Jako niezależne cechy wektorów uczących przyjęto współrzędne położenia punktów pomiarowych "x, y, z" oraz czas "t", w którym wykonano pomiary temperatury na stanowisku badawczym. Wielkości "x, y ,z ,t" reprezentowały zmienne wejściowe, natomiast zmienną wyjściową stanowiła temperatura "T". Poszczególne typy przypadków (uczący, walidacyjny oraz testowy) zostały poddane standardowej procedurze "losowego mieszania". Fragment struktury wygenerowanego zbioru przypadków, wraz z jego podziałem na zbiory: uczący (162 przypadków), walidacyjny (30 przypadków) oraz testowy (20 przypadki), przedstawia rys. 5:

👯 Edytor z	bioru dany	ch (Wojtek	(1)						_ 🗆 🗙
<u>Z</u> mienne	4	1	Prz	ypadki 16	2	30	<b>•</b>	20	
A & E	x	y	z	czast	temp T				
201	0.186	0.3333	0.5	4.916667	24.8472	2 🔺			
202	0.186	0.3333	0.5	5	24.2726	1			
203	0.186	0.3333	0.5	5.083333	23.7062	5			
204	0.186	0.3333	0.5	5.166667	23.1486	4			
205	0.186	0.3333	0.5	5.25	22,6003	I I			
206	0.186	0.3333	0.5	5.333333	22.0619	5			
207	0.186	0.3333	0.5	5.416667	21.5343	5			
208	0.186	0.3333	0.5	5.5	21.0184	7			
209	0.186	0.3333	0.5	5.583333	20.5153	4			
210	0.186	0.3333	0.5	5.666667	20.0261	3			
211	0.186	0.3333	0.5	5.75	19.5522	3			
212	0.186	0.3333	0.5	5.833333	19.0950	5 💌			

*Rys. 5.* Edytor zbioru danych do uczenia sieci neuronowej*Fig. 5.* Learning data editor of neural networks

W celu wygenerowania zbioru adekwatnych topologii sieci neuronowych posłużono się efektywną procedurą, zaimplementowaną w aplikacji symulatora *SNN v. 4.0.*, w postaci automatycznego projektanta sieci (w wersji zaawansowanej). Jest to silne narzędzie pozwalające skrócić czas żmudnych poszukiwań właściwych topologii sieci neuronowych, uczonych w oparciu o posiadany zbiór danych. W efekcie uzyskano zestaw 10 wybranych topologii sieci neuronowych, który przedstawiono na rys. 6.:

👯 Edytor z	zbioru sieci	(Wojtek1)	)										
<u>B</u> ieżąca sie	ć 11	T	Pok <u>a</u> ż	Wszy	/stko 🗖	·	<u>O</u> pcje.						
A & E	Тур	Wejścia	Ukryte	U	Jkryte(2)	Błąd ucz.	Błąd wal.	Błąd tst	Jakość uc	Jakość wa	Jakość tst	Indeks	Uczenie
01	Liniowa	4	1	-	-	15.28887	15.31554	16.20217	1.010039	0.8843163	1.271478	1	PI
02	RBF	4	1	12	-	0.9586681	1.181643	1.036525	0.1526747	0.1696882	0.1951931	2	KM, KN, PI
03	RBF	4	1	17	-	1.023302	1.125696	1.206059	0.1609191	0.1606819	0.2187009	3	KM, KN, PI
04	RBF	4	1	19	-	0.80965	1.081069	1.022134	0.1061138	0.1194011	0.1543642	4	KM, KN, PI
05	GRNN	4	1 :	162	2	0.1517031	0.385352	0.1603886	0.0242	0.0552622	0.03018	5	SS
06	GRNN	4	1 3	162	2	0.1777147	0.3759818	0.1797618	0.02834	0.05386	0.0338558	6	SS
07	GRNN	4	1 :	162	2	0.250677	0.3732262	0.2424004	0.03994	0.0532983	0.04549	7	33
08	MLP	4	1	4	2	0.225169	0.2490373	0.2814548	0.03585	0.03472	0.053	8	BP50,CG124b
09	MLP	4	1	9	5	0.2201549	0.2001758	0.2123161	0.03505	0.02859	0.03988	9	BP50,CG337b
10	MLP	2	1	14	10	0.1203613	0.1113628	0.1237373	0.01921	0.01364	0.0233	10	BP50,CG378b
11 *	MLP	2	1	14	10	0.01063	0.01269	0.01099	0.001697	0.001818	0.002052	13	G378b,LM97b,LM100,LM
	•												Þ

*Rys. 6.* Edytor zbioru wygenerowanych sieci neuronowych*Fig. 6.* Editor of generated neural networks

Najlepsze właściwości wygenerowanych "automatycznie" sieci (najmniejszy błąd *RMS* rzędu 0,12) wykazała topologia typu *MLP* (nr. 10) uczona kombinacją algorytmów *BP* (*Back Propagation* – algorytm wstecznej propagacji błędów) oraz *CG* (*Conjugate Gradient* - algorytm gradientów sprzężonych). Błąd *RMS* jest to sumaryczny błąd popełniany przez sieć na pewnym zbiorze danych (uczących, testowych lub walidacyjnych), wyznaczany poprzez sumowanie kwadratów błędów indywidualnych, podzielenie uzyskanej sumy przez liczbę uwzględnionych wartości i wyznaczenie pierwiastka kwadratowego z uzyskanego ilorazu. Błąd *RMS* stanowi zwykle najdogodniejszą do interpretacji pojedynczą wartość opisującą sumaryczny błąd wygenerowanej sieci.

Zaproponowana sieć neuronowa posiadała strukturę typu 4:14:10:1, tzn. posiadała 2 warstwy ukryte, zawierające odpowiednio: 14 oraz 10 neuronów sigmoidalnych (tzn. posiadających funkcję aktywacji w postaci sigmoidy). Liczba neuronów wejściowych (4) oraz wyjściowych (1) zdeterminowana była fizyczną struktura badanego zagadnienia). Topologię wygenerowanej sieci przedstawia rys. 7:



*Rys.* 7. *Topologia wygenerowanej sieci typu* MLP *Fig.* 7. *Topology of generated network - type MLP* 

Mając na uwadze polepszenie jakości sieci wykonano dodatkowo procedurę "douczania" sieci nr 10. W tym celu przeprowadzono cykl 10000 epok uczenia tej sieci, wykorzystując w tym celu efektywny algorytm *Lovenberga-Marquardta*. W efekcie uzyskano sieć nr 11 (rys. 7), której błąd *RMS* był się na poziomie 0,011.

W celu oszacowania jakości wygenerowanej sieci neuronowej wykorzystano standardowe narzędzia dostępne z poziomu aplikacji *Statistica Neural Networks v. 4.0.* Na rys. 8 przedstawiono statystyki zagadnień regresyjnych [Wójtowicz 2001].

👯 Statystyki zag. regresyjnych 👘 💶 🗅								
<u>Z</u> mienna 1	<b>X</b>	Uruch	om					
A & E	Uc. temp	Wa. temp	Te. temp					
Średnia	34.39301	33.64899	34.90532					
Odch. std.	6.282888	7.08213	5.447558					
Średni błą	-2.539e-05	0.0009037	-0.001448					
Odch. błęd	0.01066	0.01288	0.01118					
Śr. bł. bez	0.00813	0.009892	0.007635					
lloraz odch	0.001697	0.001818	0.002052					
Korelacja	0.9999986	0.9999983	0.9999982					

Rys. 8.Statystyki regresyjne wygenerowanej sieci MLPFig. 8.Regression statistics of generated network - type MLP

Najważniejsze informacje zawierają dwa ostatnie wiersze okna prezentowanego na rys. 8. tj. iloraz odchyleń standardowych oraz korelacja (zaznaczone czerwoną ramką). Pierwszy z współczynników stanowi popularny miernik jakości modelu stosowanego do rozwiązywania problemów regresyjnych [Tadeusiewicz 1993]. W celu ustalenia wartości tego miernika wyznaczany jako iloraz odchylenia standardowego błędów predykcji i odchylenia standardowego zmiennej wyjściowej. Mniejsza (bliższa zeru) wartość miernika wskazuje na lepszą jakość predykcji, jest on, bowiem tym mniejszy, im większa jest wariancja wyjaśniona przez model. Natomiast korelacja stanowi standardowy współczynnik korelacji R Pearsona (dla wartości zadanej i wartości uzyskanej na wyjściu). Oczywiście im bliższy jedności jest ten współczynnik tym zależność stochastyczna pomiędzy wartością zadaną a uzyskaną jest silniejsza. W omawianym przypadku iloraz odchyleń standardowych nie przekracza liczby 0,002 natomiast korelacja jest bliska 1. Warto podkreślić, że uzyskanie powyższych wartości dla zbiorów: walidacyjnego oraz testowego, świadczą o bardzo dobrej zdolnościach generalizacyjnych wygenerowanej sieci neuronowej [Tadeusiewicz 1993].

Uruchamiając wytworzoną sieć dla wybranego losowo przypadku (np. 212) można otrzymać:

Wojciech Mueller, Piotr Boniecki

Numer przyc	n dla pojed <sub>badku</sub> 212	lynczego (	orzyp Bład	adku n nnn94	441	×
	,					
	×	У	Z		czas	
Wejście	0.186	0.333	3	0.5	5.8333	333
	, .					
Pokaż Zm	ienne wyjści temp	iowe 💌				
Pokaż Zm	ienne wyjści temp 19.11728	iowe 💌				
Pokaż Zm M B B Wyjście Zadane	ienne wyjści temp 19.11728 19.09506	iowe 💌				
Pokaż Zm Me B Wyjście Zadane Błąd	ienne wyjści temp 19.11728 19.09506 0.02222	iowe 💌				



Wygenerowaną sieć neuronową typu *MLP* (nr 11) wykorzystano następnie do określenia profili temperaturowych w określonych (nie ujętych w procesie doświadczalnym) punktach przestrzeni akumulatora, istotnych z uwagi na późniejszą identyfikację nierównomierności przepływu powietrza przez złoże. Efekty symulacji komputerowej wraz z danymi pochodzącymi z eksperymentu naturalnego zaprezentowano na rysunku 10.

### Podsumowanie i wnioski

Badania systemu empirycznego, jakim jest kamienny regenerator, podczas fazy rozładowywania w połączeniu z późniejszymi symulacjami komputerowymi przeprowadzonymi z wykorzystaniem zaproponowanych sieci neuronowych, stanowiły podstawę do sformułowania następujących uwag i wniosków:

- Uzyskana wysoka zgodność czasowych profili temperaturowych otrzymanych z eksperymentu naturalnego i na drodze badania modeli neuronowych, w połączeniu z pozytywnymi wartościami statystyk, wskazuje na przydatność technik neuronowych w identyfikowaniu pól temperatur w złożu kamiennym.
- Otrzymane wyniki eksperymentu komputerowego świadczą o bardzo dobrej zdolnościach generalizacyjnych wytworzonej sieci neuronowej.
- Pozytywne rezultaty dotychczasowych badań czynią uzasadnionym dalszą ich kontynuację, zmierzającą do określenia zasięgu przydatności uzyskanych struktur neuronowych oraz pełnej identyfikacji nierównomierności przepływu powietrza przez złoże w trakcie rozładowywania regeneratora.



Profile temperatur uzyskane doświadczalnie





- *Rys. 10. Profile czasowe temperatury fazy rozładowywania regeneratora uzyskane z eksperymentu naturalnego oraz modelu neuronowego*
- Fig. 10. The temperature profiles of phaze unloading the regenerator got with natural experiment as well as neural networks model

## Bibliografia

Boniecki P. 2004. Sieci neuronowe typu MLP oraz RGB jako komplementarne modele aproksymacyjne w procesie predykcji plonu pszenżyta. Journal of Research and Applications in Agricultural Engineering, Vol. 49(1) Poznań.

Hollands K.G.T., Sullivan H.F., Shewen E.C. 1984. Flow uniformity in rock beds, Solar Energy, vol 32, N. 3.

Mueller W., Boniecki P., Weres J. 1998. The character of air flow in a rock bed thermal energy storage. Prace Przemysłowego Instytutu Maszyn Rolniczych. Nr 4 Vol. 43 Poznań.

Mueller W. 2002. Sieci neuronowe w identyfikowaniu niejednorodności przepływu powietrza przez kamienny akumulator ciepła. Journal of Research and Applications in Agricultural Engineering. 3/2002 Poznań.

Tadeusiewicz R. 1993. Sieci neuronowe. Akademicka Oficyna Wydawnicza. Warszawa.

Wójtowicz P. 2001. Polska wersja Statistica Neural Networks. StatSoft Polska, Kraków.

Osowski S. 2000. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa.

Identyfikacja pól temperatur...

## IDENTIFICATION OF TEMPERATURE FIELDS APPLIED FOR EVALUATION OF AIR FLOW HETEROGENEITY THROUGH A ROCK BED STORAGE BY MEANS OF NEURAL METHODS

### **Summary**

Utilization efficiency of stone regenerators, including unconventional sources of energy working with them, depends - among other factors – on inequality of air flow through the deposit. Following their research of the phenomenon, authors of this paper investigated a stone storage during the unloading phase. Tests conducted did not deliver a reliable quantity of time temperature profiles, due to a limited number of temperature measurement points. Therefore, it was undertaken to utilize a predictive potential of neuronal nets. This paper presents results of stone storage tests and simulations based on created neuronal models.

Key words: inequality of air flow, stone regenerator, neuronal nets