

Prof. dr hab. inż. Jacek Garbarski
Politechnika Warszawska
Dr inż. Mariusz Fabijański
Instytut Kolejnictwa

ZASTOSOWANIE SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH DO KSZTAŁTOWANIA WŁAŚCIWOŚCI MATERIAŁU POLIMEROWEGO Z PRZEZNACZENIEM DLA TRANSPORTU SZYNOWEGO

SPIS TREŚCI

1. Wstęp
2. Część doświadczalna
3. Wybór danych oraz sprawdzenie poprawności działania sztucznych sieci neuronowych
4. Podsumowanie

STRESZCZENIE

Sztuczne sieci neuronowe znajdują bardzo szerokie zastosowanie w różnych dziedzinach techniki. Moda na to potężne narzędzie informatyczne nie ominęła także transportu kolejowego, gdzie jest stosowane w diagnostyce, prognozowaniu, optymalizacji. Można je również z powodzeniem stosować do poszukiwania materiałów spełniających odpowiednie kryteria, łącząc ze sobą kilka cech materiałowych takich, jak na przykład właściwości mechaniczne i palne. Materiały polimerowe dostępne na rynku często nie spełniają wysokich wymagań pod względem właściwości palno-dymowych. Konieczne zatem staje się dodawanie do nich odpowiednich środków (uniepalniaczy), poprawiających tę cechę materiałową, ale znacznie pogarszających właściwości mechaniczne. Takim popularnym materiałem reprezentującym ogromną grupę tworzyw styrenowych o szerokich zastosowaniach w budowie taboru szynowego, jest polistyren wysokoudarowy. Uzyskanie wieloskładnikowej, trudnopalnej mieszaniny tworzywowej na bazie polistyrenu wysokoudarowego (HIPS) jest trudne i pracochłonne. W celu znalezienia potencjalnie najlepszego składu, byłoby konieczne przeprowadzenie wielu prób technologicznych. W związku z tym, do rozszerzenia obszaru poszukiwań składu mieszaniny, w celu uzyskania najlepszych właściwości zarówno mechanicznych, jak i palno-dymowych, wykorzystano sztuczne sieci neuronowe. W artykule przedstawiono zastosowanie tych sieci do określenia właściwego składu materiału spełniającego wymagania palnościowe dla materiałów stosowanych w transporcie szynowym.

1. WSTĘP

Prace prowadzone w zakresie tworzenia sieci neuronowych są związane z badaniami nad biologicznymi aspektami sztucznej inteligencji. Ich wynikiem jest powstanie różnego rodzaju struktur sieci neuronowych oraz opis zasad ich funkcjonowania [18].

Obecnie sieci neuronowe znalazły szerokie zastosowanie w takich dziedzinach, jak: diagnostyka, prognozowanie, optymalizacja, filtracja, konwersja, a także rozpoznawanie (przede wszystkim obrazów i mowy) i inne. Jest to możliwe dzięki jednej z najważniejszych cech sieci neuronowej – przetwarzaniu informacji w sposób równoległy. Pomimo, że sieć składa się z bardzo prostych w swej budowie i działaniu elementów, to po połączeniu ich w skomplikowany układ uzyskuje się ogromne możliwości operacyjne.

Identycznie, jak w przypadku neuronowych sieci biologicznych, podstawowymi elementami, z których tworzy się sztuczne sieci neuronowe, są sztuczne neurony, czyli elementy, których wybrane własności są analogiczne do wybranych własności neuronów biologicznych. Nie stanowią one jednak wiernej kopii swych biologicznych odpowiedników. Zasada działania sztucznego neuronu jest niezwykle prosta. Do wejść są doprowadzane sygnały dochodzące z neuronów warstwy poprzedniej. Każdy neuron otrzymuje wiele sygnałów wejściowych i na ich podstawie wyznacza odpowiedź – jeden sygnał wyjściowy. Każdy sygnał wejściowy jest mnożony przez odpowiadającą mu wartość liczbową, zwaną wagą. Wpływa ona na percepcję danego sygnału wejściowego i jego udział w tworzeniu sygnału wyjściowego przez neuron. Zbiór odpowiednio ułożonych sztucznych neuronów tworzy sztuczną sieć neuronową. Jest ona zdecydowanie prostsza w budowie niż ludzki mózg [10, 11, 12, 14, 18].

Opis wszystkich typów sieci oraz metody ich działania przekroczyłby znacznie objętość niniejszej pracy, dlatego został pominięty. Szczegółowe opisy można znaleźć w literaturze dotyczącej tej dziedziny nauki.

Polistyren wysokoudarowy (HIPS) należy do polimerów powszechnie stosowanych. Zalicza się on do tak zwanych tworzyw styrenowych, wśród których można wyróżnić PS (polistyren), SAN (styren-akrylonitryl), ABS (akrylonitryl-butadien-styren) i inne. Powszechnie są one stosowane w wielu dziedzinach gospodarki i techniki, również w szeroko pojętym transporcie szynowym. Mają wiele zalet, czyniąc je materiałami bardzo atrakcyjnymi. Problemem, jaki ogranicza stosowanie tej grupy tworzyw jest ich łatwopalność. W tym celu wprowadza się do tworzywa związki zwane opóźniaczami palenia lub antypirenami. Jednym ze sposobów zmniejszenia palności tworzyw jest uniepalnianie przy użyciu napełniaczy mineralnych. Stosuje się je ze względu na małą ilość wydzielanych dymów, i co się z tym wiąże również toksycznych produktów [1, 18]. Dobre ich działanie uzyskuje się, gdy wprowadzimy do tworzywa około 50%–60% napełniacza, co niesie za sobą pogorszenie właściwości mechanicznych, w związku z tym staje się konieczna odpowiednia modyfikacja materiału [18]. Dlatego też do układu dwuskładnikowego (polimer + uniepalniacz) wprowadza się dodatkowe składniki [2, 6, 14]. Z reguły tego

typu modyfikatory pogarszają z kolei uzyskaną trudnopalność: pojawia się tu sprzeczność pomiędzy właściwościami mechanicznymi i palno-dymowymi. Poprawienie parametrów charakteryzujących właściwości mechaniczne powoduje pogorszenie właściwości palno-dymowych i odwrotnie. Tego rodzaju sprzeczność stwarza duże trudności przy ustaleniu odpowiedniego składu mieszaniny trudnopalnej, gdzie niejednokrotnie ilość składników jest duża i znalezienie najkorzystniejszej ich proporcji jest czasochłonne.

Do znalezienia składu mieszaniny, która byłaby zarówno trudnopalna jak i wytrzymała mechanicznie, użyto sztucznych sieci neuronowych. Jak wiadomo, ich ogromny potencjał operacyjny wynika z możliwości przetwarzania informacji w sposób równoległy. Sieci neuronowe znalazły zastosowanie szczególnie w takich przypadkach, kiedy z jednej strony trudno ustalić sposób rozwiązania, z drugiej – dostępne są przykładowe wyniki. Traktując sieć jak „czarną skrzynkę”, nie ingeruje się w jaki sposób dochodzi ona do rozwiązania [10, 12, 13, 14, 15, 18].

W niniejszej pracy sztuczne sieci neuronowe zostały wykorzystane do poszukiwania najkorzystniejszego składu mieszaniny trudnopalnej na bazie polistyrenu wysokoudarowego (HIPS). Pozwoliły one na znaczne rozszerzenie obszaru poszukiwań i na odpowiednie kształtowanie pożądanych cech materiału.

2. CZĘŚĆ DOŚWIADCZALNA

2.1. Materiały

W badaniach tworzywem podstawowym przeznaczonym do uniepalniania był polistyren wysokoudarowy (HIPS). Do badań wytypowano materiał produkcji krajowej, firmy Dwory S.A. o oznaczeniu Owispol 825. Jest to tworzywo łatwopalne, którego wskaźnik tlenowy wynosi tylko 18,5%. Podczas palenia wydziela gęsty, ciemny dym, co stanowi poważny problem przy jego stosowaniu w miejscach zagrożonych pożarem. Ponadto pod wpływem wysokiej temperatury i obecności płomienia materiał płynie, przyjmując postać płonących i kopjących kropeł [6, 7, 14].

Zastosowany środek uniepalniający, to wodorotlenek magnezu $Mg(OH)_2$ o nazwie handlowej Magnifin H5. Jego temperatura rozkładu wynosi 340°C. Jest to mineralny opóźniacz palenia, który w odróżnieniu od związków halogenowych (organicznych), daje efekt uniepalnienia w wyniku rozkładu termicznego z wydzieleniem wody i tlenku magnezu. Wodorotlenek magnezu silnie tłumi dym oraz zmniejsza kwasowość produktów spalania [1, 3, 7, 18]. W celu poprawienia właściwości mechanicznych, a przede wszystkim udarności, wprowadzono dodatkowo modyfikatory udarności w postaci elastomerów termoplastycznych: kopolimeru trój-blokowego: styren-butadien-styren (SBS) o nazwie handlowej Finaclear 530 – Atofina oraz kopolimeru styren-etylen-butylen-styren (SEBS) firmy TCT [5].

2.2. Przygotowanie kompozycji

Zanim doszło do wyprodukowania wstępnej partii próbek, trzeba było pokonać trudności technologiczne wynikające z wprowadzania bardzo dużej ilości napełniacza będącego proszkiem mineralnym, pozostającym w stanie stałym podczas przetworstwa. Ponieważ ślimak nie pobierał mieszanki, umieszczono w leju zasypowym dodatkowe urządzenie wspomagające. Niezależnie od trudności pobierania przez ślimak, wielu prób wymagało ustalenia właściwych parametrów procesu, aby uzyskać homogeniczny materiał i wyeliminować piski i zgrzyty w cylindrze maszyny, które pojawiły się podczas pierwszych prób [2].

Do badań przygotowano kilka zestawów kompozycji tworzywowych o różnych wartościach poszczególnych składników:

- polistyren wysokoudarowy (HIPS) + uniepalniacz (wodorotlenek magnezu $Mg(OH)_2$),
- polistyren wysokoudarowy (HIPS)+ wodorotlenek magnezu $Mg(OH)_2$ + SBS (styren-butadien-styren),
- polistyren wysokoudarowy (HIPS)+ wodorotlenek magnezu $Mg(OH)_2$ + SBS (styren-butadien-styren) + SEBS (styren-etylen-butylen-styren).

2.3. Metody badań kompozycji tworzywowych

Właściwości mechaniczne oznaczono metodą standardową zgodnie z obowiązującymi normami ogólnymi i przedmiotowymi w zakresie badań właściwości tworzyw sztucznych. Próbkę do badań zostały przygotowane metodą wtrysku. W celu określenia właściwości palnych kompozycji przeprowadzono oznaczenie wskaźnika tlenowego OI [9] oraz oznaczenie intensywności wydzielania dymów podczas spalania z normą [8], która ma zastosowanie do materiałów stosowanych w transporcie kolejowym.

3. WYBÓR DANYCH ORAZ SPRAWDZENIE POPRAWNOŚCI DZIAŁANIA SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH

Uzyskane wyniki badań właściwości materiału wprowadzono do sztucznych sieci neuronowych. Sieć najpierw uczyła się na kompletnych danych eksperymentalnych, a następnie, po zakończeniu procesu uczenia, wykonała symulację dla danych wejściowych nie pochodzących z eksperymentu. Sieć pracowała z tzw. „nauczycielem” [2, 10, 12, 15, 18]. Wykonano symulacje dwóch następujących przypadków:

- na podstawie właściwości mechanicznych i palno-dymowych poszukiwano składu mieszaniny (pierwszy zbiór uczący),
- na podstawie składu mieszaniny poszukiwano właściwości mechanicznych i palno-dymowych (drugi zbiór uczący).

W pierwszym przypadku, jako wielkości wprowadzone do sieci w celu jej nauzenia wybrano:

- na wejściu:
 - wskaźnik tlenowy **OI**,
 - naświetlenie **S**¹,
 - natężenie oświetlenia w czwartej minucie **E4**¹,
 - twardość **HK**,
 - udarność **U**,
 - moduł Younga **E**,
 - wytrzymałość **Ru**,
- na wyjściu zawartości (skład mieszaniny):
 - Mg(OH)_2 ,
 - HIPS,
 - SBS,
 - SEBS.

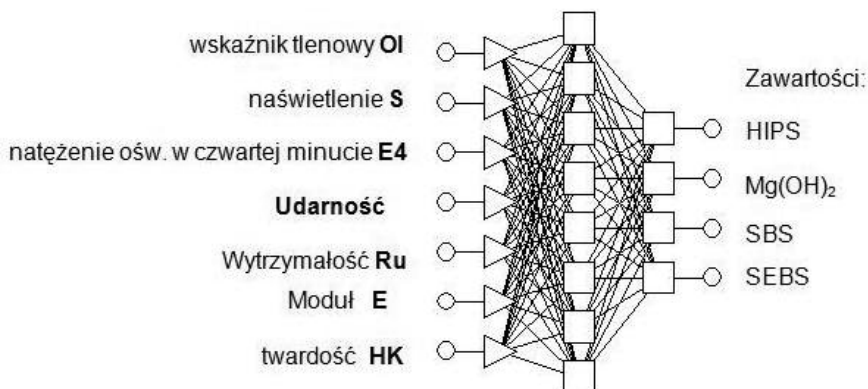
W drugim przypadku, na podstawie składu mieszaniny (zawartości: Mg(OH)_2 , HIPS, SBS oraz SEBS), sieć określała właściwości materiału. W trakcie badań doświadczalnych stwierdzono, że krytycznym parametrem charakteryzującym materiał pod względem mechanicznym jest udarność. Pozostałe trzy utrzymywały się cały czas na wystarczająco wysokim poziomie [2, 17]. Dlatego zdecydowano, że tylko udarność będzie charakteryzowała materiał pod względem mechanicznym. Na tej zasadzie z trzech parametrów palnościowych wybrano dwa: wskaźnik tlenowy i natężenie oświetlenia E4. Naświetlenie S utrzymywało się na wysokim poziomie dla wszystkich interesujących składów mieszaniny.

3.1. Wybór typu sieci

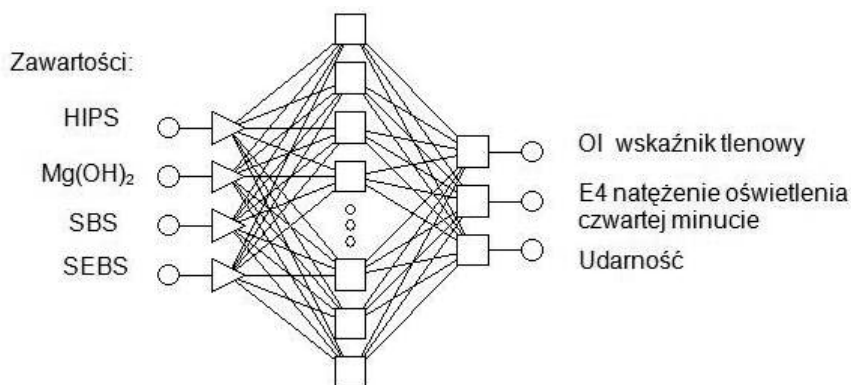
Zbiory uczące zostały wykorzystane do określenia najlepszego typu sieci, której należy użyć do rozwiązania postawionego zadania. Jest nim określenie optymalnego składu mieszaniny z punktu widzenia właściwości mechanicznych i palno-dymowych. Wybór typów sieci został dokonany zgodnie z procedurą i postępowaniem przyjętym w programie *Statistica Neural Networks*. Zgodnie z teorią sztucznych sieci neuronowych należy wybrać sieć o najprostszej budowie i najprostszym algorytmie uczenia [18]. Skutkuje to krótszym czasem uczenia i zmniejszeniem występowania minimów lokalnych, co może prowadzić do osiągnięcia mniejszego błędu. Kierując się tą zasadą i wynikami, jakie otrzymano z testowania sieci oraz możliwościami zmiany jej parametrów, ostatecznie zdecydowano się na sieci typu MLP, które były uczone algorytmem wstecznej propagacji błędu [12, 15]. Na rysunkach 1 i 2 pokazano teoretyczne schematy sieci.

³ Naświetlenie S oraz natężenie oświetlenia w czwartej minucie E4 są parametrami określającymi ilość wydzielanego dymu podczas palenia danego materiału. Badanie trwa cztery minuty, jest przeprowadzone w zamkniętej komorze i polega na pomiarze spadku natężenia światła, w wyniku przepływu dymu pomiędzy źródłem światła a sondą luksomierza. A zatem wyższe wartości S i E4 oznaczają mniejsze ilości wydzielanego dymu.

W niniejszym artykule pominięto część dotyczącą testowania sieci i pełnego ich wyboru, gdyż przekroczyłyby to ograniczoną liczbę stron.



Rys. 1. Schemat sieci MLP dla przypadku: wejście – właściwości, wyjście – skład



Rys. 2. Schemat sieci MLP dla przypadku wejście – skład, wyjście – właściwości

3.2. Optymalizacja składu mieszaniny według kryterium najlepszych właściwości mechanicznych i palno-dymowych

3.2.1. Poszukiwanie składu mieszaniny dla zadanych właściwości materiału

Po sprawdzeniu poprawności działania sieci, zarówno dla przypadku poszukiwania składu mieszaniny na podstawie właściwości, jak i dla przypadku odwrotnego, wykonano symulację dla danych wejściowych nie zrealizowanych eksperymentalnie. Umożliwiło to rozszerzenie liczby kombinacji składu mieszanin poza zakres uzyskany eksperymentalnie.

W tabelicy 1 zestawiono tzw. wyniki wirtualne dla pierwszego przypadku: dane wejściowe – właściwości, wyniki – skład mieszaniny. Na podstawie znanych wejściowych danych eksperymentalnych [2] starano się tak dobrać dane wejściowe wirtualne, aby

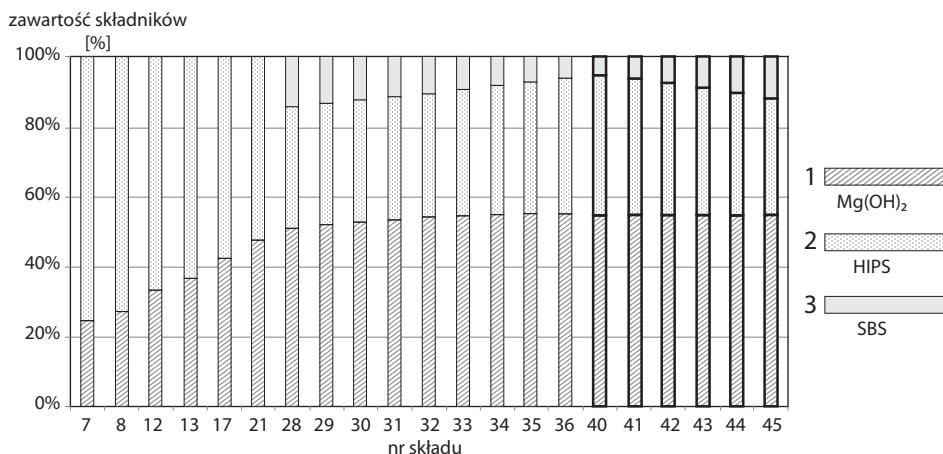
materiał był możliwy do zaakceptowania, zarówno pod względem właściwości mechanicznych, jak i palnościowych.

Tablica 1

Wyniki symulacji dla pierwszego zbioru uczącego

Lp.	Dane wejściowe							Dane wyjściowe otrzymane z sieci		
	Wskaźnik tlenowy OI [%]	Nasświetlenie S [lx]	Natężenie oświetlenia E4 [lx]	Twardość HK [MPa]	Udarność U [kJ/m ²]	Moduł Younga E [MPa]	Naprężenie max [MPa]	Mg(OH) ₂ [%]	HIPS [%]	SBS [%]
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
7	20,9	7941	3,9	48,8	8,72	3623	18	24,74933	75,85388	-0,6493
8	21,4	8674	6,63	70,2	8,29	4179	17,4	27,61401	72,796	-0,4415
12	22,4	10448	14,6	94,9	6,71	4605	17,4	33,48504	66,17891	0,3230537
13	22,8	11469	19,7	97,8	5,51	4751	17,1	36,83079	62,74913	0,3943621
17	23,8	13070	29,6	105,8	3,94	5742	16,4	42,70299	56,60795	0,6108419
21	25,4	15075	38,4	116,4	3,275	6931	15,5	47,58314	52,34108	0,07126
28	24,4	16122	38,5	71,9	6,32	5386	15,6	50,96658	34,80247	14,16682
29	24,8	16353	40,3	73,8	6,12	5244	15,5	51,88985	34,80589	13,17921
30	25,2	16584	42,1	75,7	5,92	5102	15,4	52,71348	34,94206	12,17116
31	25,6	16815	43,9	77,6	5,72	4960	15,3	53,42918	35,21926	11,14437
32	25,9	17046	45,7	79,5	5,52	4818	15,2	54,0246	35,44647	10,2746
33	26,3	17277	47,5	81,4	5,32	4676	15,1	54,48956	36,08282	9,166982
34	26,6	17508	49,3	83,3	5,12	4534	15	54,79868	36,77369	8,132847
35	27	17739	51,1	85,2	4,92	4392	14,9	54,97543	37,80805	6,938681
36	27,4	17970	52,9	87,1	4,72	4250	14,8	55,00333	39,01042	5,730431
40	28,3	18173	54,6	87,5	4,59	4086	15,8	54,98167	39,93041	5,246971
41	28,6	18123	54,1	86,1	4,66	4059	15,9	55,00145	39,02802	6,180135
42	28,9	18073	53,5	84,7	4,73	4032	16	55,03633	37,63494	7,538914
43	29,1	18023	52,9	83,3	4,79	4006	16,1	55,00519	36,37684	8,804893
44	29,3	17973	52,3	81,9	4,86	3979	16,2	54,99603	34,81747	10,33303
45	29,5	17923	51,8	80,5	4,92	3953	16,4	54,99037	33,24253	11,85872

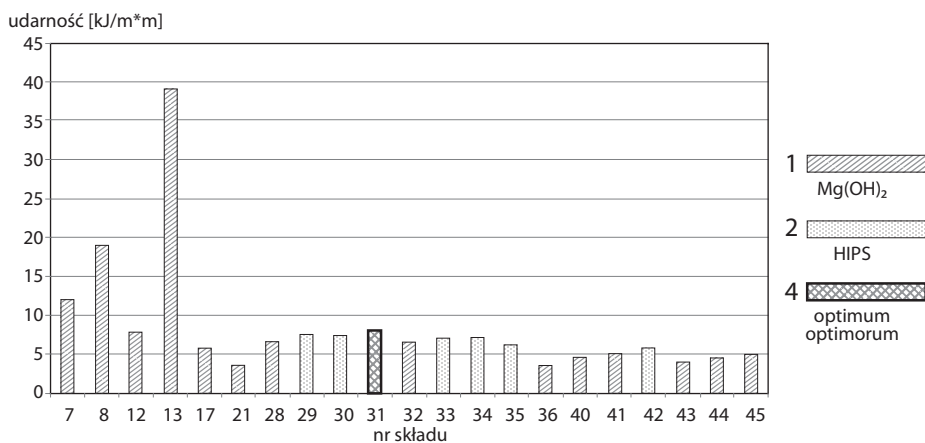
Ponieważ krytycznym kryterium cech palnościowych był wskaźnik tlenowy, natomiast właściwości mechanicznych – udarność, w tablicy 1 pogrubioną czcionką zaznaczono mieszaniny, które spełniają jednocześnie warunek OI \geq 28% i udarność zbliżoną do 5 kJ/m². Składy spełniające kryteria optymalizacji są oznaczone numerami 40–45. Na rysunku 3 wyróżniono je, stosując obramowania słupków. W zaznaczonych przypadkach „wirtualny materiał” jest zarówno trudnopalny, jak również ma właściwości mechaniczne możliwe do zaakceptowania, choć udarność nie jest zbyt wysoka.



Rys. 3. Zestawienie udziału procentowego poszczególnych składników wirtualnej, trudnopalnej mieszanki dla pierwszego zbioru uczącego (wejście – właściwości, wyjście – skład), składy optymalne obramowane

3.2.2. Poszukiwanie właściwości materiału dla zadanych składów

W tym wypadku powtórzono procedurę opisaną w rozdziale 3.2.1., jednak w „odwrotnym” kierunku. Danymi wejściowymi były składy mieszanin, wynikami zaś – właściwości materiału, co przedstawia tabela 2. Podobnie jak poprzednio, optymalne wyniki zaznaczono pogrubioną czcionką. Zestawienie wyników w postaci wykresów słupkowych, ilustrujących wartości poszczególnych parametrów charakteryzujących materiał dla różnych składów mieszanin przedstawiono na rysunkach 4, 5, 6.



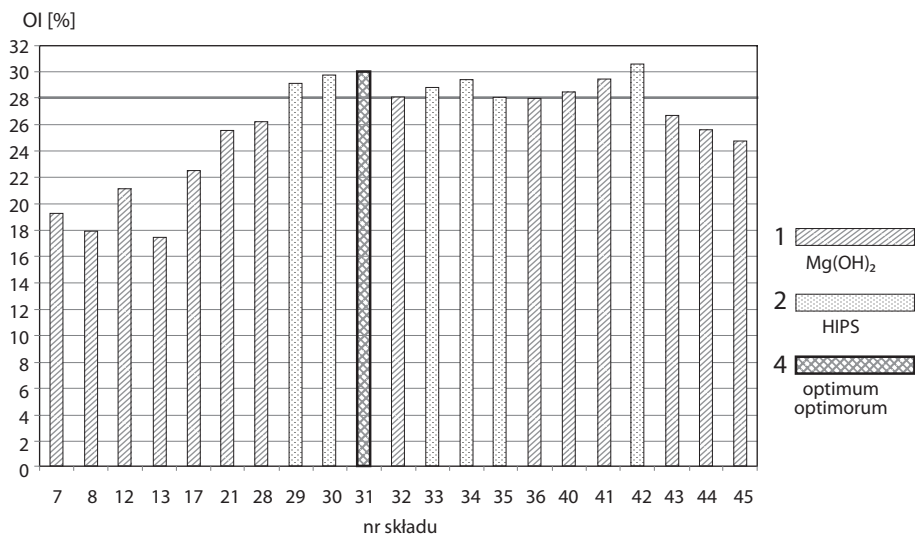
Rys. 4. Zestawienie wyników otrzymanych z sieci przy różnej zawartości składników dla udarności (tabela 2)

Tablica 2

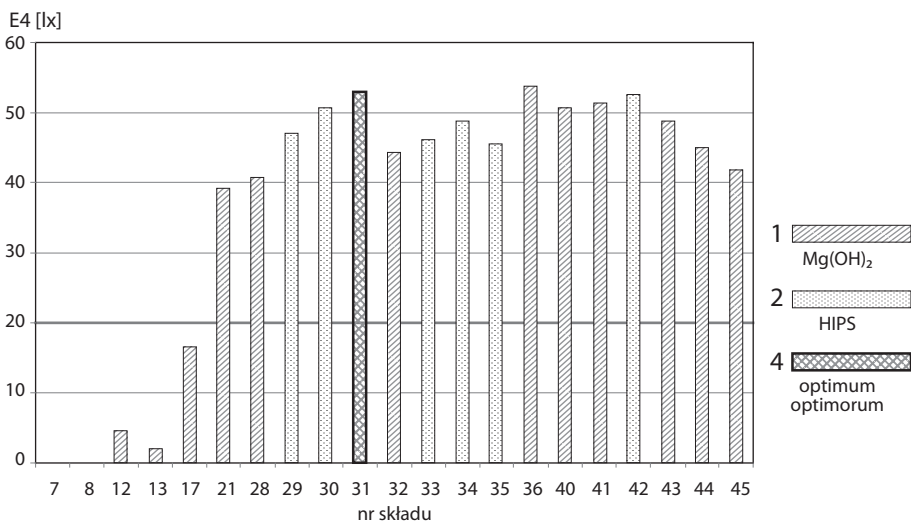
Wyniki symulacji dla drugiego zbioru uczącego

Lp.	Dane wejściowe			Dane wyjściowe otrzymane z sieci		
	Mg(OH) ₂ [%]	HIPS [%]	SBS [%]	Udarność U [kJ/m ²]	Wskaźnik tlenowy OI [%]	Natężenie oświetlenia [lx]
	1	2	3	5	6	7
7	24,74933	75,85388	-0,6493	11,95227	19,2762	-1,128517
8	27,61401	72,796	-0,4415	18,89564	18,12994	0,05351
12	33,48504	66,17891	0,32305	7,809087	21,12003	4,665624
13	36,83079	62,74913	0,39432	38,99456	17,43475	1,876571
17	42,70029	56,60795	0,61084	5,767025	22,47754	16,69076
21	47,58314	52,34108	0,07126	3,492406	25,48191	39,10799
28	50,96658	34,80247	14,1668	6,51371	26,21564	40,81824
29	51,88985	34,80589	13,1792	7,464587	29,09301	47,08392
30	52,71348	34,94206	12,1711	7,427879	29,83308	50,90492
31	53,42918	35,21926	11,1443	7,855176	30,03136	52,97928
32	54,0246	35,44647	10,2746	6,532952	27,98303	44,57022
33	54,48956	36,08282	9,16698	6,943688	28,75184	46,37983
34	54,79868	36,77369	8,13284	7,122359	29,41951	48,72419
35	54,97543	37,80805	6,93868	6,158179	28,20604	45,54559
36	55,00333	39,01042	5,73043	3,590288	27,87196	53,60497
40	54,98167	39,93041	5,24697	4,434779	28,40458	50,8171
41	55,00145	39,02802	6,18013	4,859466	29,53078	51,25649
42	55,03633	37,63494	7,53891	5,771683	30,59266	52,6539
43	55,00519	36,37684	8,80489	4,006147	26,66744	48,99536
44	54,99603	34,81747	10,3330	4,383923	25,64817	45,07911
45	54,99037	33,24253	11,8587	4,72744	24,79239	41,76722

Z rysunku 4 widać, że udarność jest najwyższa dla składów 7, 8 oraz 13. Odpowiada im największa zawartość HIPS i najmniejsza $Mg(OH)_2$, a to z kolei powoduje obniżenie parametrów palno-dymowych (duże ilości wydzielanego dymu, niski wskaźnik tlenowy – rysunki 5, 6). Ponieważ warunek $OI \leq 28\%$ dyskwalifikuje materiał pod względem trudnopalności, składki 7, 8 i 13, mimo wysokiej udarności, zostały odrzucone.



Rys. 5. Zestawienie wyników otrzymanych z sieci przy różnej zawartości składników dla wskaźnika tlenowego OI (tablica 2)



Rys. 6. Zestawienie wyników otrzymanych z sieci przy różnej zawartości składników dla natężenia oświetlenia w czwartej minucie (tablica 2)

Wiadomo, że największy wpływ na wskaźnik tlenowy ma zawartość mineralnego opóźniacza palenia $Mg(OH)_2$, jednak powoduje on znaczny spadek udarności. W przypadku kształtowania właściwości materiału, należy użyć niezbędnej, minimalnej ilości tego środka, przy której wartość wskaźnika tlenowego jest większa od 28%. Odpowiada to składom 29–31; 33–35; 42, co widać na rysunku 5 – (oznaczenie 2 w legendzie).

Kolejnym parametrem palno-dymowym, ważnym ze względu na bezpieczeństwo przeciwpożarowe, jest ilość wydzielanych dymów podczas palenia. W tym przypadku musi być spełniony warunek, aby minimalna wartość $E4$ nie była niższa niż 20 lx; poniżej tego poziomu materiały uważa się za niebezpieczne ze względu na duże ilości wydzielanego dymu. W przypadku badanych składów nie przedstawiało to problemu, ponieważ wartość $E4$ przekroczyła 40 lx (rysunek 6). Podobnie jak w przypadku OI, największy wpływ na ten parametr ma zawartość wodorotlenku magnezu.

Najkorzystniejsze składy mieszanin pod względem właściwości mechanicznych (udarność) oraz palno-dymowych zaznaczono pogrubioną czcionką w tablicy 2. Odpowiada to słupkom numer 2 na rysunkach 4, 5, 6. Spośród nich optimum optimum okazała się mieszanina nr 31 (oznaczenie 4 w legendzie). W tym przypadku spełniono wszystkie kryteria kształtowania pożądanych cech trudnopalnego materiału. Wskaźnik tlenowy, choć nieznacznie, ale jednak przekracza minimalną wartość wymaganą ($OI \geq 28\%$). Natomiast wartość natężenia oświetlenia w czwartej minucie jest o wiele wyższa od wymaganego poziomu minimalnego ($E4 \geq 20$ lx). Udarność jest najwyższa spośród składów spełniających powyższe wymagania palnościowe.

Zwraca przy tym uwagę fakt, że mieszanina nr 31 ma bardzo podobny skład do optymalnych mieszanin uzyskanych w wyniku symulacji w odwrotnym kierunku (punkt 3.2.1). Są to mieszaniny 40–45 o składach:

- 55% $Mg(OH)_2$

oraz zmieniających się zawartościach odpowiednio:

- HIPS – 40% do 33%,
- SBS – 5,25% do 11,6%,

natomiast mieszanina 31 ma skład:

- $Mg(OH)_2$ – 53,4%,
- HIPS – 35,22%,
- SBS – 11,14%.

Można zatem uznać, że udało się znaleźć skład optymalny, co z jednej strony ma znaczenie praktyczne, z drugiej zaś potwierdza przydatność odpowiednio skonstruowanych sztucznych sieci neuronowych do rozwiązywania zagadnień tego typu.

4. PODSUMOWANIE

Prace nad sztucznymi sieciami neuronowymi obejmowały studium nad odpowiednim doбором zbiorów uczących oraz nad wyborem najkorzystniejszego typu sieci do rozwiązania postawionego problemu. Sprawdzono poprawność działania sieci przez porównanie zgodności wyników pochodzących z eksperymentu, z danymi pochodzącymi z symulacji. Pokazano, że istnieje możliwość zastosowania sztucznych sieci neuronowych do poszukiwania składu mieszaniny trudnopalnej.

Umożliwia to szybszy wybór składu materiału o właściwościach odpowiednich do danego zastosowania. Sztuczne sieci neuronowe pozwalają więc kształtować właściwości materiału.

BIBLIOGRAFIA

1. Boryniec S., Przygodzki W.: *Procesy spalania polimerów. Cz. III. Opóźnianie spalania materiałów polimerowych.* „Polimery”, 1999, T. 44, nr 10, s. 656–665.
2. Fabijański M.: *Kształtowanie właściwości trudnopalnego polistyrenu wysokoudarowego.* Rozprawa doktorska. Warszawa, Politechnika Warszawska, Wydział Inżynierii Produkcji, Instytut Technologii, 2006.
3. Fabijański M.: *Palność materiałów polimerowych stosowanych w transporcie szynowym, opóźniacze palenia.* „Problemy Kolejnictwa”, 2009, Zeszyt 149, s. 53–66.
4. Fenimore C.P., Martin F.J.: *Candle-type test for flammability of polymers.* „Modern Plastics”, 1966, 12:141–92.
5. Garbarski J., Fabijański M.: *Kompozycja polimerowa styrenu wysokoudarowego z napełniaczem mineralnym modyfikowana triblokowym kopolimerem styren-butadien-styren.* Szczecin, Wydawnictwo Uczelniane Politechniki Szczecińskiej, EKO-PLAST, 2004, nr 25–25, s. 29–40.
6. Garbarski J., Fabijański M.: *Wpływ napełniacza mineralnego na palność tworzyw sztucznych.* „Przegląd Mechaniczny”, 2003, nr 7–8, s. 51.
7. Garbarski J., Fabijański M.: *Ograniczenie dymotwórczych właściwości tworzyw sztucznych na przykładzie wysokoudarowego polistyrenu.* „Polimery”, 2004, zeszyt 4, s. 283–286.
8. Garbarski J., Fabijański M.: *The Properties of Non-flammable Mixture of High Impact Polystyrene and Magnesium Hydroxide Modified with the Admixture of the Styrene-Butadiene-Styrene Copolymer.* III International Conference on Advances in Production Engineering – APE'2004, 17–18, June 2004, Warsaw, Poland, Oficyna Wydawnicza PW, Part – II, p. 167.
9. Garbarski J.: *Materiały i kompozyty niemetalowe.* Warszawa, Oficyna Wydawnicza PW, 2001.
10. Haykin S.: *Neural networks, a comprehensive foundation.* New York, 1994.

11. Hilado C.J., ed.: *Flammability Handbook for Plastics*. 4th ed. Lancaster, Technomic Publishing, 1990, Chapter 4.
12. Hertz J., Krogh A., Palmer R.: *Wstęp do teorii obliczeń neuronowych*. Warszawa, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 1995.
13. Meyer G.W., Pak S.J., Lee Y.J., and McGrath J.E.: *New High-Performance Thermosetting Polymer Matrix Material Systems.*, *Polymer*, 36(11): 2303, 2309, 1995.
14. Nelson G.L., Wilie C.A.: *Fire and Polymers: Materials and Solutions for Hazard Prevention*. Washington, American Chemical Society, 2001.
15. Osowski S.: *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*. Warszawa, Oficyna Wydawnicza PW, 2000.
16. PN-ISO 4589-2 – *Oznaczenie zapalności metodą wskaźnika tlenowego w temperaturze pokojowej*.
17. PN-K-02501:2000 – *Tabor kolejowy. Właściwości dymowe materiałów. Wymagania i metody badań*.
18. Tadeusiewicz R.: *Sieci neuronowe*. Warszawa, Akademicka Oficyna Wydawnicza. RM, 1993.