



محمدجواد کوش،
دانشجوی کارشناسی ارشد سازه دانشکده فنی تهران

مدل منطق فازی به منظور پیش بینی مقاومت فشاری سیمان*

مبحث *soft computing* و کاربرد آن در عمران شاخه نسبتاً جدیدی از کاربرد علوم پایه در مهندسی عمران است، که چندی است در دانشگاه های کشور ما نیز طرفدارانی پیدا کرده است.

مقدمه:

پیش بینی ۵۰ مجموعه مقاومت ۲۸ روزه بتن بوسیله مدل توسعه یافته فازی کاملاً رضایت بخش بوده و میزان درصد خطای متوسط مدل فازی به طور موفقیت آمیزی پایین بوده است. (۲/۶۹٪).

مدل فازی با مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) از جهت میزان خطا و هم چنین سهولت کاربرد مقایسه شده است. نتایج نشان می دهد که با توجه به میزان تفاوت خطای جزئی بین دو مدل، مدل ایجاد شده توسط الگوریتم منطق فازی بسیار ساده تر و قابل استفاده تر از مدل ایجاد شده توسط (ANN) می باشد.

لغات کلیدی: مدلسازی؛ مقاومت فشاری؛ منطق فازی؛ شبکه های عصبی مصنوعی

یک مدل پیش بینی منطق فازی مقاومت ۲۸ روزه ملات سیمان تحت شرایط نگهداری استاندارد تهیه شده است. اطلاعات جمع آوری شده از یک کارخانه سیمان برای ساخت تست مدل استفاده شده است:

متغیرهای ورودی $C3S, SO_3, Blaine, Alkali$ و متغیر خروجی مقاومت ۲۸ روزه سیمان، به وسیله استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)، *fuzzified* شده و توابع عضویت مثلثی برای زیر مجموعه های فازی به کار رفته است. قوانین فازی Mamdani ارتباط دهنده متغیرهای ورودی به خروجی، به وسیله مدل ANN

* ترجمه مقاله "Fuzzy logic model for the prediction of cement compressive strength" است که توسط جمعی از محققان دانشگاه های کشور ترکیه در سال ۲۰۰۴ منتشر گردید.



تولید سیمان پرتلند یک فرآیند پیچیده است که شامل تاثیر چندین پارامتر فرآیندی بر پارامتر کنترل کیفی مقاومت فشاری ۲۸ روزه سیمان می باشد. نمونه پارامترهای فرآیندی، پارامترهای شیمیایی از قبیل SO3, C4AF, C3A, C2S, C3S و پارامترهای فیزیکی از قبیل سطح جانبی (Blaine) و دانه بندی ذرات می باشد [1-3]. این عوامل همگی در تولید یک کمیت مقاومتی واحد که مقاومت فشاری ۲۸ روزه است موثر هستند.

این تاثیرات موضوع چندین مطالعه متفاوت بوده است [2,4,5]. تاثیر اندازه ذرات بوسیله [4] Johansen, Osbaeck و بعدها توسط [6] Tsviliset مورد مطالعه قرار گرفته است. تاثیر ترکیب کلینیکر مخصوصا تاثیر Alkali توسط [7] Osbaeck بررسی شده است. Vunic, Radjy [8] نشان دادند که نسبت gel-space می تواند در پیش بینی بهبود مقاومت فشاری بتن بر پایه اندازه گیری اثر گرمای آدیباتیک به منظور تخمین میزان جذب آب مورد استفاده قرار گیرد. هم چنین مطالعه مدل های پیش بینی نظیر رگرسیون و دیگر مدل های ریاضی مورد توجه قرار گرفته است [9,10]. اخیرا از شبکه های عصبی مصنوعی (ANNs) برای ایجاد مدل های پیش بینی استفاده شده است [11,12].

مزیت استفاده از مدل های شبکه های مصنوعی (ANN) سادگی کاربرد، پایداری و نیرومندی ... می باشد. هر چند که این گونه مدل ها از نوع مدل های جعبه سیاه هستند (مدل هایی که ماهیت درونی و ساختار آنها کاملا مشخص نیست ولی نتایج مشخصی را می دهند.) و رابطه ساده و روشنی را بین متغیر های ورودی و خروجی نتیجه نمی دهند که این باعث می شود تفسیرشان بسیار مشکل گردد.

همه آنچه که مدل به ما می دهد عبارتست از یک ماتریس وزنی که مشخص کننده وزن ارتباط بین لایه هاست و این ماتریس بعد از هزاران بار تکرار بهینه می شود. با در نظر گرفتن نوع داده های مورد استفاده در مدل سازی مقاومت سیمان، شاید کارایی منطق فازی به عنوان ابزار بهتری برای مدل سازی اثبات می گردد. داده های کارخانه ای انتخاب شده همواره همراه با مقداری خطاست که استفاده از روش های فازی را مناسب تر می کند [13].

اول از همه، روش فازی قوانین ارتباطی ممکن بین متغیر های ورودی و متغیر های خروجی را تامین می کند. از این رو این روش با ایده و فکر بشری بسیار همراستا است. بنابراین تکنیسین ها و کاربران در کارخانه به سرعت می توانند مجموعه دستورالعمل هایشان را به منظور امتحان کردن مدل فازی مناسب آنها، بهبود و توسعه دهند. این موضوع روش فازی را بسیار قابل استفاده و ساده می کند. در یک

مطالعه و بررسی قبلی [13] Fa-Liong یک مدل فازی به منظور پیش بینی مقاومت سیمان به وسیله تغذیه مدل با اطلاعات مقاومت ۲ روزه، برای تخمین مقاومت ۲۸ روزه را ایجاد کرد.

هرچند در این مطالعه پارامترهای فیزیکی و شیمیایی در نظر گرفته نشده بود، علاوه بر این اطلاعاتی در مورد قوانین فازی معادلات عضویت و روند های defuzzification وجود ندارد.

در این مقاله، پارامتر های فیزیکی و شیمیایی ملات سیمان برای تغذیه مدل منطق فازی مورد استفاده قرار گرفته است.

از داده های کنترل فرآیند یک کارخانه محلی سیمان؛ که در یک مقاله قبلی استفاده شد [11] برای ایجاد مدل استفاده شده است. آزمایش مقاومت سیمان بر طبق استاندارد اروپایی EN196-1 صورت گرفته است. [14]

معادلات عضویت مثلثی و قوانین فازی بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) که برای این منظور ساخته شده نوشته شده است.

۲- منطق فازی:

یک سیستم عمومی و کلی فازی در شکل ۱ شرح و نشان داده شده است. بر طبق شکل ۱ سیستم اساسا دارای ۴ بخش می باشد:



Fig. 1. The fuzzy logic modeling process.

۱ - Fuzzification

۲ - قانون فازی پایه ای

۳ - موتور خروجی فازی

۴ - Defuzzification

Fuzzification : هر قطعه از داده های ورودی را به وسیله

جست و جو در یک یا چندین تابع عضویت به درجات عضویت تبدیل می کند. ایده اصلی در منطق فازی، در حقیقت کاهش مشخصات جزئی هر موضوع به زیر مجموعه های متفاوت یک مجموعه کلی، در مقابل سرهم کردن و فیت کردن یک مجموعه به صورت کامل می باشد.

جفت کردن جزئی به یک مجموعه می تواند به صورت عددی،

به کمک یک تابع عضویت شرح داده شود که در آن مقادیر بین ۰ و ۱ فرض می شود. درک مستقیم، استنباط، رتبه بندی، مجموعه های فازی زاویه دار، شبکه های عصبی، الگوریتم های ژنتیک و استقراء از میان روش های بسیار می توانند راه هایی برای تعیین مقادیر عضویت یا توابع برای متغیر های فازی باشند.

توابع عضویت فازی می توانند شکل های گوناگونی داشته باشند اما در کاربرد های عملی، معادلات خطی ساده نظیر معادلات مثلثی در اولویت هستند. در این مطالعه، مدل شبکه عصبی مصنوعی به منظور تعیین توابع عضویت برای متغیر های ورودی و متغیر خروجی مقاومت ۲۸ روزه سیمان استفاده شده است و معادلات عضویت مثلثی نیز برای هر متغیر به کار رفته است (شکل ۲).

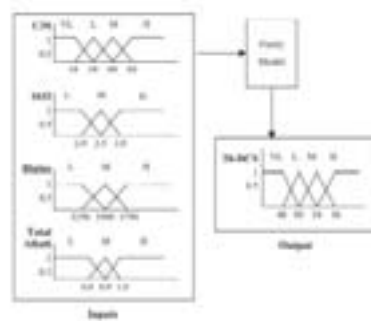


Fig. 2. Membership functions for input and output parameters used for fuzzy modeling. ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به کار برده شده در شکل ۳ نشان داده شده است.

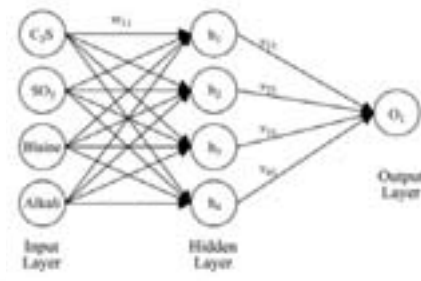
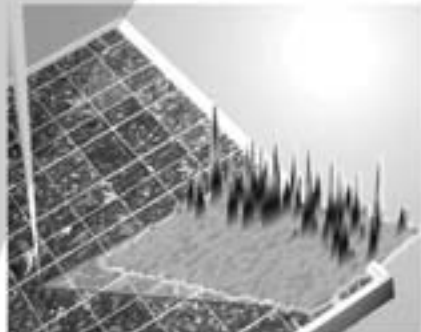


Fig. 3. ANN model architecture.



قانون فازی پایه ای : در برگزیده قوانینی است که شامل همه روابط فازی ممکن بین ورودی ها و خروجی ها می باشد.

این قوانین به فرم if-then بیان شده اند. در روش فازی معادلات ریاضی و پارامتر های مدل وجود ندارد و همه احتمالات و روابط غیر خطی و پیچیدگی های مدل توسط روند استنباط توصیفی فازی به شکل if-then دربر گرفته شده است. آنها اساسا دو نوع قانون فازی هستند: Jantzen [15]. در این بررسی، مقادیر فازی از نوع Mamdani را ایجاد کرده ایم که بین متغیر های ورودی و متغیر های خروجی توسط یک مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) رابطه برقرار می کند و یک انتخاب تصادفی را در جدول ۱ خلاصه کرده است.

موتور استنباط فازی : تمامی قوانین فازی در قانون پایه ای فازی را در نظر گرفته و به چگونگی انتقال یک مجموعه ورودی ها به خروجی های متناظر آن پی می برد.

در اینجا دو نوع اپراتور استنباط به صورت پایه ای وجود دارد: کمینه سازی (Min) و تولید (Prod).

Jantzen [15] خاطر نشان کرده است که هر دو روش عموما به خوبی کار می کنند. در این مطالعه، ما از روش Prod به خاطر عملکرد بهتر آن بهره برده ایم.

Defuzzification : نتایج خروجی فازی از موتور استنباط فازی را تبدیل به عدد می کند. روش های defuzzification متعددی مثل مرکز جرم (COG)، نیمساز سطح (BOA)، متوسط ماکزیمم (MOM)، سمت چپ ترین ماکزیمم (LM)، سمت راست ترین ماکزیمم (RM) ... وجود دارد.

در این مطالعه، ما از متداول ترین روش یعنی COG استفاده کرده ایم که برای مساله گسسته به صورت زیر بیان می شود [15]:

$$K_x^* = \frac{\sum_i \mu(K_{xi})K_{xi}}{\sum_i \mu(K_{xi})}$$



که در آن Kx^* مقدار خروجی defuzzified شده است. Kx_i مقدار خروجی در زیر مجموعه i ام و $1/(Kx_i)$ مقدار عضویت عدد خروجی در زیر مجموعه i ام می باشد. برای مساله پیوسته جمع در معادله تبدیل به انگرال می شود. اطلاعات بیشتر در مورد منطق فازی را می توان از رفرنس های [12-15] به دست آورد.

۳- ایجاد مدل:

اطلاعات اصلی استفاده شده در مقاله قبلی در مورد مدل سازی شبکه های عصبی مصنوعی در این مقاله برای ساخت مدل فازی استفاده شده است.

به منظور ساخت مجموعه های قوانین فازی و توابع عضویت آنها، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی با پیروی از روش طرح ریزی شده در رفرنس [11] ایجاد شده است.

تنها فرق این است که این مدل چهار پارامتر ورودی $[(cm^2/g)Blaine, \%total\ Alkali, \%SO_3, \%C_3S]$ و یک پارامتر خروجی مقاومت فشاری ۲۸ روزه (N/mm^2) (در مقابل بیش از ۲۰ پارامتر مدل قبلی دارد. این پارامترها $(Blaine, \%total\ Alkali, \%SO_3, \%C_3S)$ با توجه به تحلیل حساسیتی که در مدل قبلی ما صورت گرفته است، مهم ترین فاکتور های مقاومت فشاری می باشند. مدل شبکه عصبی مصنوعی ساخته شده اخیر دارای سه لایه است:

ورودی، پنهان و خروجی. لایه های ورودی و پنهان دارای ۴ نورون و لایه خروجی فقط یک نورون دارد. عبارت بایاس در تربیتینگ استفاده نشده است. محدوده آموختن ۰/۷۰ است. مدل برای ۲۰۰۰۰ تکرار ترین شده است.

همان گونه که انتظار می رود، کاهش پارامترهای ورودی از ۲۰ عدد به ۴ عدد در مدل جدید شبکه عصبی مصنوعی، یک رشد مختصر در درصد خطای آزمایش را نتیجه می دهد (میانگین خطای مطلق ۲/۰۴۱).

هر چند که مدل هم چنان موفق بوده و ما توانستیم مجموعه های

% C ₃ S	% SO ₃	Blaine	% Alkali	Strength
L	M	L	M	M
M	M	L	L	L
L	H	M	L	M
L	L	H	M	VL
VL	L	H	M	VL
H	H	L	M	L
VL	H	H	H	M
VL	H	L	L	H
H	H	M	M	M
VL	M	H	H	L
L	H	H	H	M
M	L	L	M	L
M	H	L	M	M
L	M	M	H	L
M	M	L	H	L
VL	H	H	L	H
L	M	H	L	M
VL	M	M	H	L
L	L	L	L	L
VL	H	M	H	M

Table 1. A random selection of 20 rule sets from the total 108 sets

VL, very low; L, low; M, medium; H, high

قوانین را برای مدل فازی ایجاد کنیم. ۱۰۸ مجموعه قوانین فازی وجود داشت که به صورت تصادفی ۲۰ تا از آنها در جدول ۱ لیست شده و توابع عضویت ساخته شده نیز در شکل ۲ به نمایش درآمده است.

۴- کاربرد مدل:

مدل مبتنی بر منطق فازی توسعه یافته، برای پیش بینی ۵۰ مجموعه داده های مقاومت ۲۸ روزه سیمان که از یک کارخانه سیمان محلی در ازمیر ترکیه به دست آمده، به کار برده شده است (جدول ۲). مجموع داده ها ۱۵۰ عدد بود اما ۵۰ عدد که به صورت تصادفی انتخاب شدند برای آزمایش استفاده شد. هم چنین مجموعه داده های مشابهی در مطالعه قبلی [11] استفاده شده است. ما الگوریتم مدل مبتنی بر منطق فازی را با استفاده از جعبه ابزار منطق فازی در برنامه Matlab ایجاد نمودیم. روش Prod برای اپراتور استنباط و روش مرکز جرم برای defuzzification به کار برده شد.

نتایج پیش بینی شده به وسیله مدل فازی توسعه یافته و مدل شبکه عصبی مصنوعی از اطلاعات اندازه گیری شده، در جدول ۲ و شکل ۴ نمایش داده شده است.

بر طبق جدول ۲ و شکل ۴، مدل فازی با موفقیت داده های اندازه گیری شده را پیش بینی نمود و کاربرد آن با روش شبکه های عصبی مصنوعی قابل مقایسه است.

به منظور داشتن یک مقایسه عینی و روشن، بین کاربرد این دو مدل، انحراف معیار خطای اندازه گیری شده (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) برای هر مدل محاسبه شده و در جدول ۳ خلاصه شده است.

همانگونه که در جدول ۳ مشاهده می شود خطای اندازه گیری شده برای مدل فازی قابل مقایسه با خطای محاسبه شده برای مدل شبکه عصبی مصنوعی است.

در نهایت، گسترش بمنظور ایجاد قانون فازی، یک درصد خطای متوسط به میزان ۲/۰۴۱ را ایجاد می کند (RMSE/ ۷). این مقدار بیش از ۲/۰۴۱ (RMSE ۱/۵۳) به دست آمده برای ۲۰ پارامتر ورودی در رفرنس [11] است.

این افزایش در خطا نتیجه حذف و محدود سازی از ۲۰ پارامتر به ۴ پارامتر می باشد. تغییراتی که معلول حذف و کاهش پارامترهای مساله است. در واریانس مجموع خطا در نظر گرفته شده است. ممکن است مدل فازی اگر با بیش از ۴ پارامتر ورودی ساخته شده بود، درصد خطای کمتر از ۲/۰۴۱ (RMSE ۱/۸۴) را تولید می کرد. هر چند چنین بهبود مختصری ارزش تلاش برای ایجاد یک مدل فازی بسیار پیچیده را نداشت.

مقاومت اندازه گیری شده مصالح ترد- همانند ملات سیمان- همواره با نحوه توزیع در ارتباط است. چنین اندازه گیری هایی هرگز عدد دقیقی را برای مقاومت، نتیجه نمی دهند. بنابراین، روش فازی برای این چنین نمونه هایی بسیار مناسب است.

مزیت دیگر منطق فازی این است که تمام قوانین به صورت شفاهی نوشته شده است؛ درست شبیه فکر بشری.

از آن طرف، مدل های شبکه عصبی مصنوعی، مدل های جعبه سیاه هستند یعنی برای استفاده کننده به سرعت قابل درک نیست. اپراتورهای کارخانه به راحتی می توانند با قوانین شفاهی فرآیند تولید هماهنگ شوند.



[8] F.F. Radjy and D.W. Vunic, Heat signature testing of concrete. In: Proceedings of Structural Materials Technology-An NDT Conference (Atlantic City, NJ, 1994), Techomic Publishing, Lancaster, PA (1994), pp. 8-15.

[9] S. Tsivilis and G. Parissakis, A mathematical-model for the prediction of cement strength. Cem. Concr. Res. 25 (1995), pp. 9-14.

[10] C.E. de Siquera Tango, An extrapolation method for compressive strength prediction of hydraulic cement products. Cem. Concr. Res. 28 7 (1998), pp. 969-983.

[11] S. Akkurt, S. Ozdemir, G. Tayfur and B. Akyol, The use of GA-ANNs in the modelling of compressive strength of cement mortar. Cem. Concr. Res. 33 (2003), pp. 973-979.

[12] M. Sebastia, I.F. Olmo and A. Irabien, Neural network prediction of unconfined compressive strength of coal fly ash-cement mixtures. Cem. Concr. Res. 33 (2003), pp. 1137-1146.

[13] G. Fa-Liang, A new way of predicting cement strength-fuzzy logic. Cem. Concr. Res. 27 (1997), pp. 883-888.

[14] European Committee for Standardization (CEN), Methods of testing cement: Part 1. Determination of strength, European Standard EN 196-1.

[15] J. Jantzen, Design of fuzzy controllers, Technical Report (No:98-E864) Department of Automation, Technical Univ. of Denmark, 1999.

[16] Z. Sen, Fuzzy Modeling in Engineering, Class Notes, Civil Engineering Faculty, Istanbul Technical University, Istanbul, Turkey (1999) (in Turkish).

[17] G.J. Kilir and T.A. Fogel, Fuzzy Sets, Uncertainty and Information, Prentice-Hall, New York (1988).

[18] B. Kosko, Fuzzy Thinking: The New Science of Fuzzy Logic, Hyperion, New York (1992).

[19] L. Zadeh and J. Kacprzyk, Editors, Fuzzy Logic for the Management of Uncertainty, Wiley, New York (1992).

[20] F.M. McNeill and E. Thro, Fuzzy Logic: A Practical Approach, Hyperion, New York (1994).

[21] T. Munakata, Fundamentals of the New Artificial Intelligence: Beyond Traditional Paradigms, Springer-Verlag, New York (1998).

[22] Z. Sen, Fuzzy algorithm for estimation of solar irradiation from sunshine duration. Sol. Energy 63 1 (1998), pp. 39-49

نویسندگان مقاله:

Sedat Akkurt

Mechanical Engineering Department, Izmir Institute of Technology, 35430, Izmir, Turkey

Gokmen Tayfur

Civil Engineering Department, Izmir Institute of Technology, 35430, Izmir, Turkey
Sever Can

Materials Science and Engineering Program, Izmir Institute of Technology, 35430, Izmir, Turkey

Received 22 September 2003; accepted 12 January 2004

۵- نتیجه گیری:

یک مدل منطق فازی به منظور پیش بینی مقاومت ۲۸ روزه سیمان تولید شده است. پارامترهای ورودی مورد استفاده در مدل فرآیند تولید شامل total alkali, SO₃, C₃S, C₂S و مساحت بیرونی (Blaine) می باشند.

مدل از روی داده های کنترل فرآیند یک کارخانه سیمان محلی ایجاد شده است. یک مدل شبکه عصبی مصنوعی ۴ پارامتری به منظور تولید مجموعه های قوانین فازی در مرحله الگوسازی فازی مورد استفاده قرار گرفته است.

پیش بینی موفق مقاومت سیمان دیده شده (مقاومت اندازه گیری شده) به وسیله این مدل نشان می دهد که منطق فازی می تواند یک ابزار مناسب مدل سازی برای مهندسان و محققان در زمینه سیمان و بتن باشد. اگرچه مدل فازی خطای بیشتری نسبت به مدل شبکه های عصبی مصنوعی نتیجه می دهد اما طبیعت ساده آن مجوز استفاده آن در کاربردهای حرفه ای سیمان برای پیش بینی مقاومت است. داده های سیمان همواره همراه با مقداری خطای اندازه گیری است که از این بابت نیز روش فازی بسیار مناسب تر از شبکه عصبی مصنوعی است.

پیش بینی موفقیت آمیز مقاومت ۲۸ روزه سیمان نشان می دهد که استفاده از روش فعال ساز Prod و روش defuzzification مرکز جرم مناسب و به جا است.

قدردانی:

نویسندگان از انجمن کارخانه های سیمان ترکیه (TCMA) برای تامین مالی آقای Sever Can تشکر می کند.

منابع:

- [1] H.F.W. Taylor, Cement Chemistry, Academic Press, London (1990).
- [2] D.P. Bentz, Three-dimensional computer simulation of Portland cement hydration and microstructure development. J. Am. Ceram. Soc. 80 1 (1997), pp. 3-21.
- [3] Y.M. Zhang and T.J. Napier-Munn, Effects of particle size distribution, surface area and chemical composition on Portland cement strength. Powder Technol. 83 3 (1995), pp. 245-252.
- [4] B. Osbaeck and V. Johansen, Particle size distribution and rate of strength development of Portland cement. J. Am. Ceram. Soc. 72 2 (1989), pp. 197-201.
- [5] N.J. Carino, The maturity method: theory and application. Cem. Concr. Aggreg. 6 2 (1984), pp. 61-73.
- [6] S. Tsivilis, S. Tsimas, A. Benetatu and E. Haniotakis, Study on the contribution of fineness on cement strength. ZKG 43 (1990), pp. 26-29.
- [7] B. Osbaeck, The influence of alkalis on the strength properties of Portland cement. ZKG 32 (1979), pp. 72-77.

Data used in model construction					Comparison of ANN and fuzzy models			
C ₃ S	SO ₃	Blaine	Alkali	Strength	Fuzzy model	ANN model	% Fuzzy error	% ANN error
54.0	3.0	3530	1.1	53.9	53.3	54.2	1.1	0.5
54.8	2.9	3680	0.9	51.9	54.0	55.5	4.0	6.9
57.3	2.8	3960	1.0	53.9	52.3	54.4	3.0	1.0
56.6	2.6	3850	1.0	50.8	51.2	53.4	0.8	5.1
56.9	2.7	3780	0.8	54.5	53.4	54.1	2.8	0.7
61.3	2.5	3780	0.9	50.4	52.3	53.3	3.4	1.7
62.3	2.8	3680	0.9	53.4	53.3	53.8	3.8	3.5
62.4	2.8	3980	0.9	58.4	53.4	53.2	8.6	8.9
64.6	2.5	4090	0.8	54.8	53.3	53.2	2.7	2.9
59.3	2.8	3800	1.1	51.8	52.4	53.7	1.2	3.7
61.8	2.7	3630	1.1	51.3	52.0	53.3	1.4	3.9
61.3	3.0	3780	1.0	54.7	53.4	54.0	2.4	1.4
60.4	2.6	3680	1.0	54.3	53.3	53.3	8.2	1.4
59.6	3.1	3810	1.0	54.8	53.4	54.8	2.0	0.6
62.4	2.5	3980	1.1	51.5	50.8	51.5	1.4	0.0
60.1	2.6	3940	0.9	52.1	53.3	52.5	2.3	0.9
61.2	2.7	3610	0.9	51.7	53.4	53.6	3.3	3.6
58.6	2.7	3620	0.9	54.2	53.4	54.6	1.9	0.8
67.3	2.6	4020	0.8	53.8	53.3	52.4	0.9	2.6
56.7	3.0	3980	0.9	51.5	55.7	54.0	4.3	4.9
68.4	2.3	3730	0.9	48.9	52.3	51.4	7.9	5.1
58.0	2.7	3420	1.0	53.2	51.9	53.7	2.4	1.0
65.0	2.5	4070	0.8	54.7	53.3	53.1	2.6	3.0
62.0	2.9	3720	1.0	54.3	52.9	54.4	2.9	0.2
61.4	2.7	3840	0.9	52.5	53.4	54.0	1.7	3.3
63.5	2.5	3940	1.0	51.3	50.7	52.4	3.2	2.1
62.8	2.5	3980	0.9	51.1	52.2	51.4	2.2	0.5
56.8	3.0	3730	1.1	52.5	53.5	54.3	1.9	3.5
62.8	3.0	3790	1.1	54.1	55.3	54.6	2.2	1.0
58.9	3.0	3940	1.0	53.5	53.6	54.4	0.2	1.6
62.1	2.5	3910	0.9	53.6	53.2	53.3	0.7	0.6
57.7	2.7	3480	1.0	55.4	51.7	53.8	6.7	2.9
55.8	3.1	3420	0.9	53.7	53.6	54.0	0.2	0.6
55.9	2.8	3620	1.0	55.6	52.4	54.4	5.8	2.7
60.7	2.8	3740	1.1	55.2	52.2	53.9	5.4	2.4
59.3	2.5	3790	1.1	55.5	50.7	50.7	8.6	8.6
60.8	2.7	3520	1.1	49.8	50.4	49.0	1.2	1.8
60.7	3.0	3840	0.9	55.6	54.3	54.8	2.3	1.5
63.2	2.5	4010	0.9	52.1	53.1	53.3	2.3	2.3
58.2	2.6	3490	1.0	51.6	51.4	52.7	0.4	3.0
65.4	2.8	4090	0.8	53.0	53.3	53.6	0.6	1.1
67.4	2.5	3380	1.1	50.5	50.8	50.8	0.6	0.6
62.0	2.4	3490	1.0	54.0	50.7	51.6	6.1	4.5
59.7	3.2	3890	1.0	52.1	50.4	49.6	3.3	4.8
56.8	2.7	3620	1.0	53.8	53.8	53.8	3.7	0.0
61.7	2.4	3630	0.9	53.6	52.6	52.2	1.9	2.6
63.6	2.8	3680	0.9	53.0	53.4	53.2	0.8	0.4
61.6	2.8	3630	1.1	53.9	52.4	53.9	2.1	0.8
54.9	2.4	3980	1.0	49.9	50.6	51.6	1.4	3.4
61.0	2.8	3790	0.9	54.2	53.6	54.1	1.1	0.2

Table 2. Testing data for comparison of the ANN and the fuzzy logic models

strength and predicted quantities by the fuzzy model.

Type of model	Fuzzy	ANN
RMSI	1.84	1.70
MAE	0.19	0.02
Ave	2.69	2.41
Max	8.65	8.91

Table 3. Error comparisons for the two models

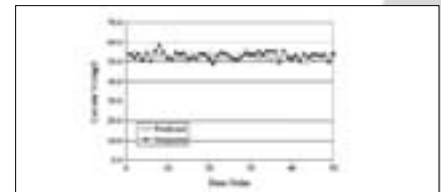


Fig. 4. Comparison of the observed cement

