

Приложение на изкуствени невронни мрежи за моделиране на ефективността на пневмоциклон

Иван Дуков Диана Танева

Резюме

В работата се предлага и изследва едно приложение на изкуствени невронни мрежи за оценка на ефективността на пневмоциклон. Невронната мрежа се използва за да апроксимира резултатите от численото моделиране с комерсиалния продукт ANSYS Fluent. Резултатите показват, че невронните мрежи, подходящо обучени, могат да дадат оценка на ефективността с приемлива за практиката точност.

Ключови думи: пневмоциклон, CFD анализ, ефективност на сепарация, невронни мрежи

Artificial neural network-based modeling of gas cyclone collection efficiency

Ivan Dukov Diana Taneva

Abstract

In this study an artificial neural network (ANN) approach is proposed and investigated for prediction of cyclone collection efficiency. The ANN is used to approximate CFD simulations obtained with commercial code ANSYS Fluent. The results showed that the properly trained ANNs can achieve satisfactory capabilities of efficiency prediction.

Keywords: gas cyclone, CFD-analysis, collection efficiency, artificial neural networks

ВЪВЕДЕНИЕ

Циклонните сепаратори, накратко циклони, са най-често използваните съоръжения за отделяне на диспергирани частици от носещата фаза (течност или газ) и се прилагат в много индустриални процеси. Най-важните показатели характеризиращи тяхната работа са пада на налягане в циклона и ефективността на сепарация, накратко само ефективност на циклона. Поради значението за практиката, тези показатели са били и са обект на много теоретични и експериментални изследвания. Очевидна е необходимостта да се разполага с достатъчно точен математически модел за определяне на сложната зависимост между ефективността и другите характеристики на циклона.

В зависимост от метода на изследване моделите могат да бъдат разделени на теоретични и полуемпирични, статистически и модели основани на CFD. Обзор и анализ на най-значимите работи в областта са дадени например в [1] и [2]. Исторически първо са разработени теоретичните и полуемпирични модели. При тях са получени аналитични изрази за ефективността, като се правят редица опростяващи допускания относно кинематиката на течението и силовото взаимодействие на флуида и частицата. При част от моделите първо се определя по теоретичен път диаметърът на частиците d_{50} при който ефективността е 50% (cut size). Ефективността η за произволен диаметър на частицата d се изчислява по емпирично получени зависимости от вида $\eta(d) = f(d/d_{50})$. При други модели ефективността се изчислява директно, без да се преминава през определяне на d_{50} . Предимство на гореспоменатите методи е, че те са много прости за употреба и изискват минимално време за изчисления. Оказва се, че в много случаи разликите между

изчислените и измерените стойности са значителни. Причините за това са две. Първата е, че при извеждането на аналитичните изрази се правят редица опростяващи допускания относно скоростното поле на носещата фаза и силовото и взаимодействие с частиците. Втората причина е, че в повечето модели от този тип фигурират опитно определени константи, които са валидни само за циклони с геометрия близка до тази на изследваните.

Статистическите методи са развити чрез регресионен анализ основан на база данни от характеристики на циклони с различна конфигурация и режимни параметри. Статистическите методи са удобни и много бързи за употреба, и тъй като са методи от типа „черна кутия“, предполагат само минимални познания за протичащите процеси в моделираното явление. Съществен недостатък е, че изискват значително количество данни, събирането на които по опитен път е свързано с голям разход на време и средства. При голям брой входни параметри е трудно да се определи и оптималния вид на корелационната функция за апроксимация на резултатите.

Една съвременна алтернатива на класическите статистически методи е приложението на изкуствени невронни мрежи, които са типични модели и алгоритми на изкуствения интелект. Изкуствената невронна мрежа (ИНМ), често наричана просто невронна мрежа, е изчислителна техника и стратегия за обработка на информация, която имитира опростено основни процеси в мозъка. ИНМ е съставена от множество прости изчислителни елементи (неврони) подредени в успоредни слоеве и напълно взаимосвързани чрез тегловни връзки. Всеки неврон приема сигнали от другите под формата на числа, обработва ги по подходящ начин и ги предава по изходящите връзки към другите неврони. Всяка връзка има тегло, което умножавайки се със сигнала, определя неговата значимост. В ИНМ почти винаги съществуват входен и изходен слой от неврони. На входния слой се подава обработваната информация, която след това под формата на сигнали преминава през няколко междинни (скрити) слоя от неврони. Накрая сигналите достигат до изходния слой, откъдето се чете обработената информация. За да може да се използва една ИНМ за решаване на някакъв проблем тя трябва да бъде предварително обучена. Това се осъществява чрез едно множество от примери. Всеки пример се състои от вектор от входни стойности и вектор от правилни (желани) изходни стойности от мрежата. В процеса на обучение се променят теглата на връзките, като се намалява разликата между желаните и действителните изходни стойности. Това се осъществява чрез различни обучаващи алгоритми. ИНМ е техника от типа „черна кутия“ и изисква значителен брой данни за обучение. По тези признаци тя се доближава до регресионния анализ. Едно от основните предимства на ИНМ е, че те могат да апроксимират много сложни и нелинейни зависимости между голям брой входни параметри и изходните величини (целевите функции). Освен че решават задачи за регресия, както ще е в тази разработка, ИНМ се използват и за други приложения като класификация, прогнозиране, разпознаване на образи и реч, медицински диагнози и др.

Изчислителната механика на флуидите (CFD) се използва с успех за получаване на характеристиките на флуидното течение в циклоните, траекториите на твърдите частици и пада на налягане. Можа да се отбележи, че приложението на CFD по отношение на циклоните е добре усвоен и валидиран метод. Съществуват много работи посветени на тази тема, включително и от авторите [3]. Практически недостатък на метода е, че при всяка промяна на геометричните и режимните параметри се налага нов анализ на течението, което изисква определено изчислително време. Това прави CFD неподходяща за пряко приложение при решаване на оптимизационни задачи, когато се налага многократен анализ на течението. Едно решение на проблема е CFD анализа и определянето на изходната величина да се направи в достатъчен брой подходящо избрани точки на факторното пространство, след което резултатите да се апроксимират с аналитични изрази (например полиноми) или изкуствени невронни мрежи. Подобен подход е използван от автора за моделиране на центробежно работно колело на турбомашина – [4]. В предлаганата работа този подход се прилага по отношение на ефективността на пневмоциклон.

CFD МОДЕЛИРАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА

Ефективността η на циклона представлява процентния дял на задържаните частици:

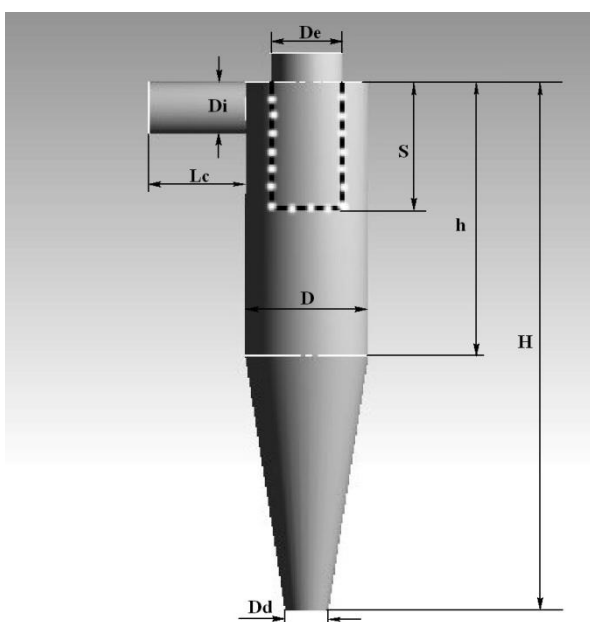
$$\eta = \frac{M_c}{M_f}, \quad (1)$$

където M_c и M_f са количествата частици задържани от и подадени към циклона. Количеството може да се изрази като маса, масов дебит или брой, в зависимост от метода на изследване. Ефективността зависи от голям брой геометрични и режимни параметри:

$$\eta = f(G_1 \dots G_n, d, \rho_p, \psi, m_p, \rho_g, \mu_g, v_g, g), \quad (2)$$

където $G_1 \dots G_n$ определят еднозначно геометрията на циклона; d, ρ_p, ψ, m_p са съответно диаметъра, плътността, сферичността и масовия дебит на частиците; ρ_g, μ_g, v_g са плътността, вискозитета и скоростта на газа на входа на циклона, g е земното ускорение. За целите на това изследване са направени редица опростявания. Моделира се само конкретна конфигурация на циклон, отговаряща на наличния в лабораторията. Частиците се приемат сферични. Обикновено на изхода от циклона налягането е близко до атмосферното затова за работен флуид се приема въздух при нормални условия $\rho_g = 1.225 \text{ kg/m}^3$. Численото моделиране с плътност, по отношение на ефективността не показва забележима разлика. Натоварването на циклона с частици на практика е малко (3-5%), което дава възможност да се пренебрегне влиянието на масовия дебит на частиците. По-подробно въпросът е разгледан в [3]. Центробежните инерционни сили действащи върху частиците са многократно по-големи от гравитационните. В резултат на всичко гореспоменатото се получава, че ефективността на конкретен циклон зависи само от три величини:

$$\eta = f(d, \rho_p, v_g). \quad (3)$$



Фиг. 1. Изследван пневмоциклон

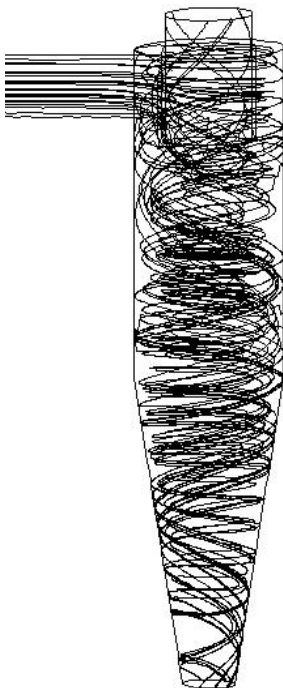
Изследваният циклон е показан на фиг. 1, а в табл. 1 са дадени геометричните му размери. Диаметърът на циклона е $D = 250 \text{ mm}$.

Геометрия на циклона Табл. 1

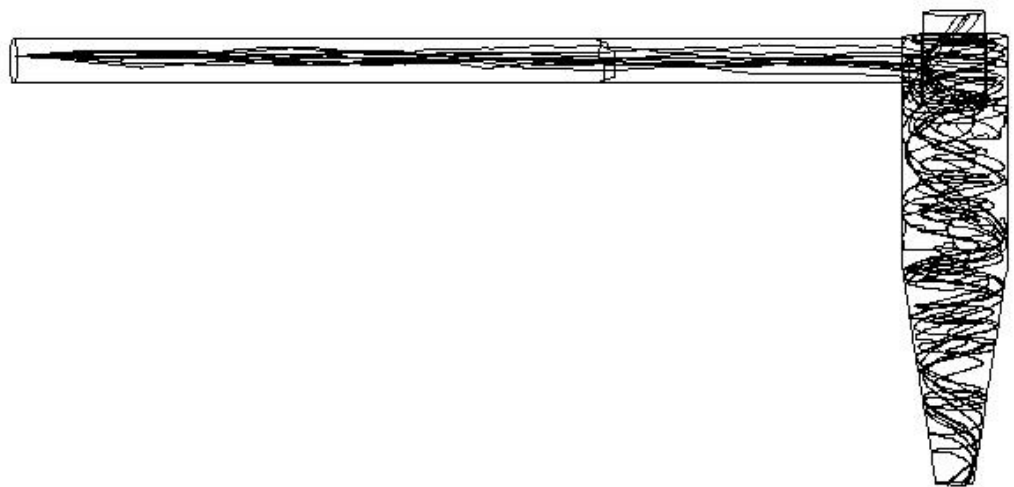
H/D	h/D	S/D	L_c/D	D_e/D	D_i/D	D_d/D
4.4	2.28	0.7	0.8	0.6	0.44	0.32

Подробности за CFD моделирането на циклона са дадени в [3]. Моделирането е извършено в средата на ANSYS Fluent. Изчислителната мрежа е неструктурирана и съставена от 79700 елемента, след като е направено изследване за независимост на решението от мрежата. Поради относително малката концентрация на твърдата фаза не се отчита влиянието ѝ върху полето на непрекъснатата фаза (one-way coupling). Използва се стандартен RNG k- ϵ турбулентен модел, който дава задоволителна за практиката точност. Моделът на турбулентност с

Рейнолдсови напрежения (Reynolds stress model, RSM) е по-подходящ за силно изразеното вихрово течение в циклоните, но опитите показаха, че за да се получи сходимост задачата трябва да се решава като нестационарна, с достатъчно малка стъпка по време, което удължава значително изчислителното време. Поради тази причина, методът не е подходящ при решаване на оптимизационни задачи и може да се използва при финалния анализ на течението. Движението на твърдата фаза в разглеждания случай се моделира с подхода на Лагранж, при който се проследява движението на отделните частици през полето на носещата фаза. В уравнението за движение на частицата в газовия поток са отчетени само съпротивителната и гравитационната сила. Граничните условия за непрекъснатата фаза са: на входа – зададена средна скорост v_g , на двата изхода – атмосферно налягане. При този начин на моделиране (one-way coupling), първо се определя полето на непрекъснатата фаза и след това се интегрира уравнението за движение на частица за да се получи нейната траектория. В наличните други изследвания се приема, че на входа на циклона скоростта на частиците по големина е равна на скоростта на газа и е насочена по оста. В една реална система, където циклонът е само един от съставните елементи, това не е изпълнено нито по отношение на големината на скоростта, нито по отношение на нейната посока. За да се реши проблема, в това изследване входният участък на циклона (L_c) е удължен с 2 m, така че до действителния вход на циклона скоростта на частиците е добила установена стойност, независимо от граничните условия. В наличните изследвания се приема още, че взаимодействието между частиците и стените е идеално еластично, което не е достатъчно добре обосновано. Тук нормалният и тангенциалният коефициент на възстановяване се приемат съгласно данните обобщени от автора в предишни негови изследвания [5]. За определяне на ефективността се проследяват траекториите на 60 частици, равномерно разпределени по цялото входно сечение. Като пример, на фиг. 2 са показани част от траекториите на частици с $d = 3 \mu\text{m}$ и $\rho_p = 800 \text{ kg/m}^3$ при скорост на газа $v_g = 10 \text{ m/s}$.



Фиг. 2. Траектории на частици



Фиг. 3. Турбулентна дисперсия на частица

В циклона постъпват частици на брой z_f . Част от тях не могат да бъдат отделени, а z_c на брой се сепарират от циклона и ефективността може да се изчисли по очевидния израз:

$$\eta = \frac{z_c}{z_f}. \quad (4)$$

Диаметърът на частиците се изменя в интервала ($0 \div 12 \mu\text{m}$) и може да се очаква влияние на турбулентните пулсации върху траекториите им. На фиг. 3 са показани 10 от възможните траектории на една частица, получени като се използва стохастичен модел на турбулентната дисперсия (Discrete random walk model). 4 траектории показват, че частицата може да напусне циклона през горния отвор, а 6, че частицата може да бъде отделена, т. е. ефективността за конкретната частица е $\eta = 0.6$. За разглеждания като пример случай, ефективностите определени без и с отчитане на турбулентната дисперсия са съответно 0.7 и 0.66, което показва, че макар и да не е значителна, разлика съществува и е добре да се отчита влиянието на турбулентните пулсации.

МОДЕЛИРАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА С ИНМ

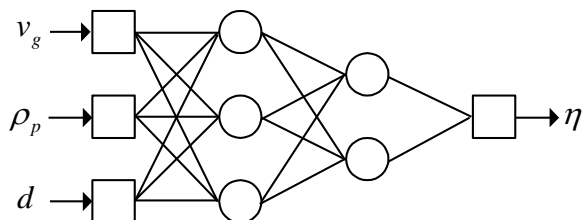
Примерите необходими за построяване на ИНМ са получени чрез CFD моделиране по изложения по-горе метод. За скоростта на газа се задават стойности $v_g = 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 \text{ m/s}$ и за всяка от тях се изчислява полето на непрекъснатата фаза. При дадена скорост v_g се определят траекториите на частиците, като се изменя плътността ρ_p на стойности 800, 1000, 1200, 1400, 1600, 1800, 2000 kg/m^3 , а диаметърът на частиците при фиксирана плътност се задава последователно 1, 2, 3, 4..... μm до достигане на ефективност $\eta = 1$. Получени са 430 примера.

ИНМ е с три входни величини и една изходна. Както е известно, един съществен проблем при построяването на ИНМ е свръхобучението. Колкото е по-продължително обучението на ИНМ, толкова по-добре тя ще апроксимира използваните за обучението примери, но ще дава по-голямо отклонение при други, неизползвани стойности. Сходен ефект се получава при апроксимация на данни с полиноми от висок ред. За да се реши проблема, както често се практикува, разполагаемите данни – 430 примера, след разбъркване по случаен начин са разделени на три части – 310 се използват за обучение, 60 за верификация и спиране на обучението и 60 за изпробване на мрежата. Моментът на спиране се определя като се следят грешките на примерите от обучаващото множество и на примерите заделени за верификация. В началото и двете грешки намаляват, но когато започне свръхобучението на ИНМ грешката на примерите, който не са участвали в обучението, започва да нараства и този момент се избира за спиране на процеса.

В предлаганата работа се използва многослоен перцептрон. Това е често използвана архитектура на невронна мрежа, много подходяща за регресия. Като обучаващ алгоритъм се прилага най-разпространения – обучение с обратно разпространение на грешката (back propagation algorithm). Тук е уместно да се отбележи, че за изследователите и инженерите не е задължително да познават в детайли теоретичните основи и алгоритми на ИНМ. В повечето съвременни математически и статистически софтуерни продукти (например Matlab, Statistica) има включени функции и цели модули за създаване на ИНМ с различна архитектура, които не изискват специални знания за приложението им.

Изпробвани са голям брой невронни мрежи с един или два скрити слоя и с различен брой неврони в тях. Някои насоки за определяне на оптималната архитектура на ИНМ са дадени в [4]. Оказва се, че много простата мрежа с 3 неврона в първия скрит слой и два във втория, която може да се означава 3:3:2:1 и е показана илюстративно на фиг. 4, дава много

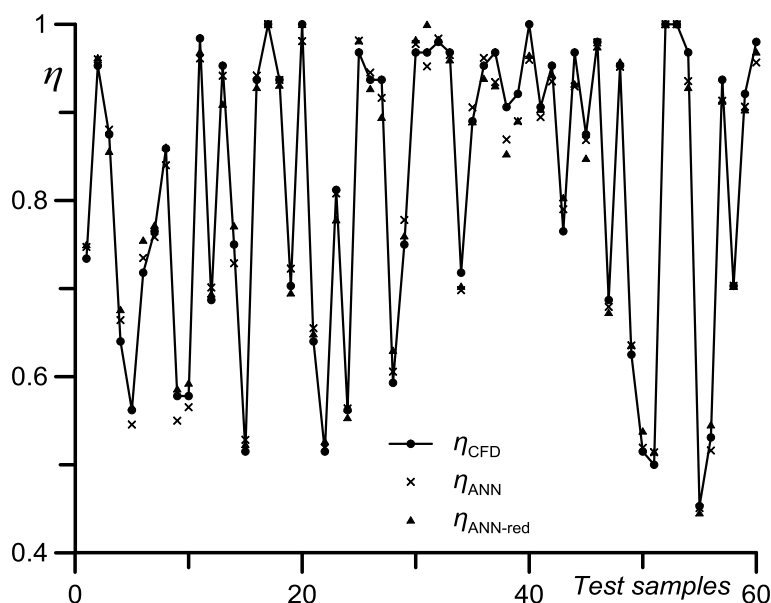
сходни резултати със значително по сложната мрежа по схемата 3:8:5:1. Трябва да се предпочете архитектурата 3:3:2:1, тъй като е много по-добър баланс между точност на регресията и сложност на мрежата.



Фиг. 4. Схема на ИНМ

На фиг. 5 са показани получените с CFD и предсказаните с невронната мрежа стойности на ефективността на всичките 60 тестови примера. Максималната разлика е 5%, като в 90% от случаите грешката е под 4%, а в 75% е под 3%.

Един недостатък на ИНМ е, че те изискват значителен брой примери. В това отношение е полезно да се установи дали не може да се намали техния брой, без съществено влияние върху точността. За целта изходния брой примери е силно редуциран, като за скоростта на газа се задават стойностите $v_g = 10, 25, 40 \text{ m/s}$ и на плътността $\rho_p = 800, 1400, 2000 \text{ kg/m}^3$.



Фиг. 5. Ефективност на тестовите примери

Получават се 80 примера разделени на три части – 50 за обучение, 15 за верификация и спиране на обучението и 15 за изпробване на мрежата. Една подходяща ИНМ е с един скрит слой и 12 неврона в него, т. е. по схемата 3:12:1. Грешката при тестовите примери е до 4%. Мрежата е тествана и с 60-те примера заделени за проверка от пълното множество, за да се установи дали може да предсказва достатъчно точно при съчетания от режимни параметри, които не са били използвани за обучение. Ефективността изчислена от новата мрежа основана на редуцирания брой примери $\eta_{ANN-red}$ е показана на фиг. 5. Вижда се едно добро съвпадение, като максималната грешка е 6%, а в 90% от случаите е под 5%. Това показва, че броят на необходимите примери може да се намали многократно, в случая 5 пъти, без значително увеличаване на грешката.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Съвместното използване на численото моделиране и ИНМ за обработка на резултатите е един перспективен метод за определяне на ефективността на циклонни сепаратори. CFD моделирането замества трудоемкото и не винаги лесно осъществимо експериментално изследване на подобни обекти. Изкуствената невронна мрежа, веднъж обучена с резултатите от CFD, дава възможност да се определи ефективността при произволни режимни параметри – скорост на газа, диаметър и плътност на частиците. Основно направление за бъдещо развитие на предлагания подход е да се въведат като независими променливи и останалите величини по (2) и най-вече геометричните параметри определящи конфигурацията на циклона, така че полученият модел с ИНМ да е приложим за всички случаи. Целесъобразно е да се приложи ПИ-теоремата, за да се получи съответното критериално уравнение, което да намали броя на независимите променливи и да установи критериите за подобие.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Hoffmann, A., L. Stein. Gas Cyclones and Swirl Tubes. Springer. 2007.
- [2] Kuo, K., C. Tsai. On the Theory of Particle Cutoff Diameter and Collection Efficiency of Cyclones. Aerosol and Air Quality Research, Vol. 1, No 1, pp. 47-56, 2001.
- [3] Дуков, И., Д. Танева. Числено (CFD) моделиране на загубите на налягане в пневмоциклон и валидиране. Научна конференция ЕМФ`2015, Сборник с доклади, том II, Созопол, 2015.
- [4] Дуков, И. Числено моделиране на работните характеристики на центробежно колело с невронни мрежи и CFD. Част I и II. Научна конференция ЕМФ`2005, Сборник доклади, том II., Варна, 2005.
- [5] Дуков, И. Числено моделиране на пневмотранспорт в суспендирано състояние в дълъг хоризонтален тръбопровод с ANSYS FLUENT. Научна конференция ЕМФ`2011. Сборник с доклади, том II. Созопол, 2011.

Изложените в доклада резултати са получени по проект, финансиран от субсидията за научни изследвания в ТУ – София.

ИВАН НЕДЕЛЧЕВ ДУКОВ, доцент, д-р инж., idukov@tu-sofia.bg

ДИАНА ПЛАМЕНОВА ТАНЕВА, маг. инж., dtaneva@tu-sofia.bg

Технически университет – София, кат. “Хидроаеродинамика и хидравлични машини”