



*A kép illusztráció / Picture is for illustration only
Fotó/Photo: Pixabay*

Érzékszervi kedveltség predikciója mesterséges neurális hálózatokkal, fagyasztott csemegekukorica-fajták példáján bemutatva

Kulcsszavak: predikció, fogyasztói kedveltség, többrétegű előrecsatolt neurális háló (MLFN), csemegekukorica, csemegekukorica beltartalmi jellemzői, klaszteranalízis

1. Összefoglalás

A nemzeti és nemzetközi fajtajegyzékben található csemegekukorica (*Zea mays* var. *saccharata* L.) hibridek fajtákra lebontott érzékszervi profiljellemzőiről, fogyasztói preferenciáiról a rendelkezésünkre álló irodalmi forrásokban ismereteink szerint csak néhány publikáció született. Kutatásunkban a mesterséges neurális hálózatok (artificial neural networks, ANNs) gyakorlati alkalmazását mutatjuk be. Vizsgálatunkban 41 fagyasztott csemegekukorica-fajtát egy szakértői érzékszervi bírálócsoporthoz (14 fő), teljeskörű profilanalízis módszerével (MSZ ISO 11035:2001; ISO 13299:2003), 0-100-ig terjedő strukturálatlan skálán, majd nagymintás tesztben, fogyasztók (167 fő) a 41 fajta közül 6 fajtát jellemeztek kedveltség alapján, 9 elemű strukturált skálán.

A mesterséges neurális hálózatok nagymennyiségű adatot igényelnek, ezért a 6 fajtára elkészült szakértői és fogyasztói adatokon 1000-szeres Monte Carlo szimulációt futtattunk, amelynek 80 %-án tréningeztük, 20 %-án pedig teszteltük a létrejött neurális hálókat. A legjobb predikciót a 4 nódusos többrétegű előrecsatolt (multi-layer feedforward neural net, MLFN) adta, ebben az esetben adódtak a legkisebb maradékok a tréning és a teszt során, amelyeket véletlen számokon történő előrejelzéssel, és keresztellenőrzéssel is validáltunk. Ezzel a felépített modellel jeleztük előre a többi 35 kukoricafajta kedveltségi értékét. A leginkább kedveltnek a 'Shinerock' fajta (8,46), míg a predikciók szerint a legkevésbé kedvelt a 'Madonna' és a 'Rustler' fajták lettek 2,7-es átlagos kedveltségi értékekkel rendelkeztek (1-9 tagú skálán).

A mesterséges neurális hálózat modell megalkotása során sikeresen azonosítottuk azokat a terméktulajdonságokat is, amelyek a fogyasztói elfogadás fő mozgatórugói: édes íz, globális ízintenzitás és lédúság. Összefoglalóan megállapítható, hogy a bemutatott validált termékspecifikus mesterséges neurális hálózat lehetővé teszi az egyes fajtákra vonatkoztatott kedveltség előrejelzését.

2. Bevezetés és szakirodalmi áttekintés

A mesterséges neurális hálózatok kialakulásához kulcsfontosságú volt az analógia, az emberi idegrendszer felépítésének és működésének feltárása. Az ideghálózat-programokat eredetileg az idegrendszer modelljeként fejlesztették, ahol a bemenetek összegyűjtik a beérkező jeleket más neuronoktól, majd a feldolgozó egység (neuron) elvégzi az összegzést, ez-

után az eredménytől függően a kimenetek továbbítják a jelet [1], [2], [3], [4], [5]. A mesterséges ideghálózatok kutatásában áttörést jelentettek Hopfield [6], Rumelhart és munkatársai [7] kutatásai, amelyekben az ideghálózati programok dinamikus modellezésével megoldották a nemlineáris leképezést, valamint az outputok inputokkal történő visszacsatolását. A mai értelemben vett mesterséges neurális hálózatok olyan párhuzamos működésre képes egyszerű fel-

¹ Szent István Egyetem, Élelmiszertudományi Kar, Árukezelési és Érzékszervi Minősítési Tanszék

dolgozó alapegységek (neuron) összekapcsolásából felépülő hálózatba szervezett rendszerek, amelyek tanulási és információ előhívási algoritmusokkal rendelkeznek.

A mesterséges ideghálózatok leegyszerűsítve olyan rendszerek, amelyek tanulnak a múltbeli tapasztalatokból, és a megtanultakat képesek előhívni. Legfőbb előnyeik a non-linearitás, a jó illeszkedés, a párhuzamos számítások, a gyors számítási sebesség és az adaptálhatóság. A legfontosabb felhasználási területei a kiugró értékek azonosítása, a korreláció azonosítása változók között, térredukció, regresszió nem lineáris változók között, komplex kapcsolatok modellezése, osztályozás, kategóriába sorolás [8], [9].

A neurális hálózatok legfontosabb tényezői a hálózatot felépítő elemek (neuronok/csomópontok/nóduszok), a hálózat összeköttetései (szerkezeti felépítés/topológia) és a tanulási algoritmusok. Az ANN működési elve a funkcionális kapcsolat modellezésén alapszik a bemenő (input) és a megfelelő kimeneti (output) változók között: $y = f(x)$, ahol x és y az input és az output vektorok, illetve, hogy az f szimbólum mutatja, hogy funkcionális kapcsolat van. A neuronokba beérkező jel a hozzátartozó súlytényezővel szorozódik, majd ezek összegződnek. Ezután a neuron – jellemzően nemlineáris átalakító függvény szerint – lépcsős, tanges hiperbolikus, logisztikus, szigmoid, stb. – kiszámítja a kimeneti jel értékét (output). Ezek a neuron egységek kapcsolódhatnak további rétegek neuronjaihoz, egymásnak adják át az információt a végső kimenetig, ahol a bemeneti jel kimeneti jellé alakul [10].

A rétegek és a neuronok számának meghatározása különösen fontos, mivel ez dönti el, hogy a hálózat képes lesz-e megtanulni a független és a függő változók közti kapcsolatokat. A rejtett rétegek száma és a rejtett rétegek neuronjainak száma az osztályozási feladat komplexitásától és az adatok mennyiségétől függ. Általánosságban az egy rejtett réteget és két rejtett neuront tartalmazó hálózatok nem tréningezhetőek kielégítő hibaszintre. Egy rejtett réteg és szigmoid aktivációs függvény segítségével bármilyen lineáris és nemlineáris probléma megoldható. Két vagy több rejtett réteget használata szükségtelenül megnöveli a tréning idejét. Egy rejtett rétegben általában már néhány neuron is elegendő. Az input réteg elágazásainak száma (neuronok) összhangban van az osztályozott objektumokat leíró változók számával, míg az output réteg elágazásainak száma az osztályok számával [11], [12], [13].

A hálózatok tanulási módja alapján megkülönböztetjük a felügyelt (*supervised*) és felügyeletlen (*unsupervised*) hálózatokat. A felügyelt tanulási hálózatokat összeköttetési, szerkezeti rendszere (topológiája) szerint pedig előre-csatolt hálózatok (*feedforward networks*) és hurkot tartalmazó visszacsatolt hálózatok (*recurrent networks*) lehetnek. A többrétegű előre-csatolt hálózatokban az információ előre áramlik úgy, hogy az adott rétegben levő neuronok nem kapnak jelet addig, amíg az előző réteg egységei azt elő nem állították, így minden réteg output vektora a következő réteg input vektora is egyben. A nem felügyelt tanulási hálózatokhoz tartoznak a Kohonen alapú szerkezetek [10]. A neurális hálózatok gyakorlatban történő alkalmazása három fő lépésből áll. A tanulási

1. táblázat. Csemegekukorica átlagos beltartalmi értékei 100 gramm friss szemre számítva [16]
Table 1 Average nutritional values of sweet corn per 100 grams of fresh kernels [16]

Tápelemek Nutrients		Vitaminok Vitamins		Aminosavak Amino acids		Ásványi anyagok Minerals		Nyomelemek Trace elements	
víz / water	74.7 g	E vitamin (tokoferol) vitamin E (tocopherol)	0.95 µg	izoleucin	129 mg	K	290 mg	Fe	0.4 mg
szénhidrát carbohydrate	23.6 g	C-vitamin vitamin C	12 µg	leucin	348 mg	Ca	2 mg	Zn	0.56 mg
szacharóz sucrose	2.16 g	karotin (A provitamin) carotene (A provitamin)	1000 µg	lizin	137 mg	Na	0.3 mg	Cu	0.045 mg
fruktóz fructose	0.38 g	tiamin thiamine	150 µg	metionin	67 mg	Mg	27 mg	Mn	0.16 mg
glükóz glucose	0.62 g	riboflavin riboflavin	120 µg	fenil-alanin	150 mg	P	83 mg		
nyersrost raw fiber	1.5 g	niacin niacin	1700 µg	treonin	129 mg				
fehérje protein	3.28 g	pantoténsav pantothenic acid	890 µg	triptofán	23 mg				
zsír fat	1.23 g	folsav folic acid	43 µg	valin	185 mg				
		B6-vitamin (Piridoxin) vitamin B6 (Pyridoxine)	220 µg						

fázis során épül fel a neurális háló, a validáló lépésben történik a felépített neurális háló modellmutatókkal történő érvényesítése, illetve a tesztelő lépéssel vizsgálható a neurális háló használhatósága [5], [11].

A továbbiakban a vizsgálatunk tárgyát képező csemegekukoricával kapcsolatos fontosabb dietetikai, termesztési, nemesítési összefüggéseket mutatjuk be. A zöldségfélék nagymértékben hozzájárulnak az emberi szervezetben a vitamin- és ásványi anyag fedezéséhez, befolyásolják a szénhidrát- és zsíryanycserét és a szervezetben lejátszódó összes olyan folyamat működését, amely rosttartalmukkal áll kapcsolatban [14]. A csemegekukorica (*Zea mays var saccharata* L.) az átlagos zöldségekhez képest sok energiát tartalmaz. Elsősorban a szénhidrát- és fehérjetartama adja a táplálkozási jelentőségét. A csemegekukoricák fajták szénhidrátprofiljainak jellemzője, hogy a fajtákban átlagosan a glükózból és fruktózból létrejött szacharóz (diszacharid) relatív súlya a legmagasabb (85%), utána következik a glükóz (10%), majd a fruktózhhoz (5%). A szuperédes fajták három-négyszeres mennyiségben tartalmaznak szacharózt a normálédes fajtákhoz képest. A glükóz, mint egyszerű cukor, a szervezet közvetlen energiaforrása, a leggyorsabban hasznosítható energiaadó vegyület, ennek megfelelően glikémiás indexe a legmagasabb az összes szénhidrát közül. A glükóz édessége hozzávetőlegesen háromnegyede a szacharóznak. A fruktóz a legtöbb gyümölcsben és zöldségben megtalálható. Lassú hasznosulása miatt lassabban emeli a vércukorszintet, glikémiás indexe a legalacsonyabb a cukrok közül, ezen kívül édesítő képessége 1,2-1,8-szorosa a szacharóznak, így azonos édesítőhatás eléréséhez fruktózból kisebb mennyiségre van szükség [15]. A gyorsfagyasztott csemegekukorica egész évben értékes tápanyagokat biztosít a fogyasztók számára. A csemegekukorica beltartalmi értékei átlagosan 100 gramm szemre vannak vonatkoztatva [16] (1. táblázat).

A csemegekukorica termesztéséhez Magyarország éghajlati agro-ökológiai viszonyai kedvező feltételeket biztosítanak, ugyanakkor a klímaváltozás határait nem lehet figyelmen kívül hagyni a biztonságos termesztéshez. A Magyarországon megtermelt csemegekukorica feldolgozási arányai évek óta közel állandónak tekinthető. A csemegekukorica 99%-a ipari feldolgozású, amelynek kétharmadát a konzervipar, egyharmadát a hűtőipar dolgozza fel gyorsfagyasztott terméként. A termés 1%-a friss fogyasztású. A csemegekukorica azok közé a hazai ipari növények közé tartozik, amelyek jelenleg világviszonylatban is versenyképesek. Az elmúlt évtizedben a gyorsfagyasztott csemegekukorica exportmennyiségét tekintve Magyarország az elsők között szerepelt, ugyanakkor fontos kiemelni, hogy a nemzetközi adatbázisokban a kínai termelési és kereskedelmi adatok nem, vagy csak becslült értékekkel szerepelnek [17].

A nemzetközi és hazai csemegekukorica-nemesítés jellemzően a termesztés és a feldolgozóipar szempontjait figyelembe véve hajtotta végre fajtaszelekciós tevékenységét. Ugyanakkor a csemegekukorica-termékpálya résztvevőinek – termesztők, feldolgozók, kereskedők, fogyasztók – fajtákkal szembeni igényei jelentősen eltérőek. A csemegekukorica-termesztés fő célja a jövedelmezőség növelése, ennek megfelelően a termesztők fő szempontjai a következők: hektáronkénti termésátlag, a kártevők elleni rezisztencia, szakaszolhatóság, csökihozatal, csőhossz, termőképesség, szárazságtűrés, szárszilárdság, szemsorszám növelése, éghajlati változások kitettségére való alkalmazkodási képesség és termésbiztonság fokozása, érésidő csökkentése. A feldolgozók legfőbb szempontja a hatékony feldolgozhatóság: zsendeség, egyöntetűség (kukoricacső-egyenesség, szemsor-egyenesség), szemkihozatali arány, morzolhatóság, technológiai folyamatok során alkalmazott gépek hatékonyságának növelése. Jelenleg a feldolgozóiparban mindösszesen 10-15 ipari és ter-



A kép illusztráció / Picture is for illustration only
Fotó/Photo: Pixabay

mesztési tulajdonságokra optimalizált csemegekukorica-fajta a legnépszerűbb. Az előbbieken felsorolt tulajdonságok elsősorban genetikailag kódoltak a fajták génjeiben, azonban a környezeti körülmények – ökológiai viszonyok, agrotechnikai műveletek – befolyásolják ezeket a tulajdonságokat. A kereskedők legfőbb szempontja a profitmaximalizálás és a piacon érvényesíthető termékelőnyök: egyöntetű szín, szemnagyság, íz- és állományjellemzők. Általánosan bevett gyakorlat a kereskedelemben, hogy a partnerek az elküldött minták alapján érzékszervi vizsgálat alapján döntenek [15] a felajánlott termények megvásárlásáról.

3. Célkitűzés

A hazai kutatások fókuszában ez idáig kifejezetten a feldolgozóipari minőség, a növényi és agronómiai tulajdonságok valamint a betegség-ellenállóság voltak [18]. A nemzeti és nemzetközi fajtajegyzékekben található fajták érzékszervi oldalról történő komplex értékelése eddig nem valósult meg. Még kevesebb ismeretünk van a gyorsfagyasztott kukorica-hibridek, fajtákra lebontott érzékszervi profiljellemzőiről, fogyasztói preferenciáiról. A fogyasztói igények központba állításával történő, fajtákra lebontott részletes vizsgálatokat eddig nem publikáltak. Vizsgálataink során ezért célul tűztük ki az egyes fagyasztott csemegekukorica-fajták szakértői érzékszervi profiljait, valamint fogyasztói kedveltsége alapján felépített neurális hálózatok segítségével további fajták kedveltségének előrejelzésére nyíljon lehetőségünk.

4. Anyag és módszer

4.1. A vizsgálatba vont kukoricafajták

A kutatás tárgyát a csemegekukorica-fajtákból készült gyorsfagyasztott mintái jelentették. A kutatásainkba 41 csemegekukorica-fajta került, a minták a fajták megnevezésével jelöltük. A kiválasztott fajták egy része az évek során bizonyította folyamatos termesztésre való alkalmasságát, nagyobb részük viszont kisebb részaránytalálható meg a feldolgozóiparban, érzékszervi tulajdonságairól, kedveltségről, kevés ismerettel rendelkezünk (2. táblázat).

A minták előkészítését minden esetben egyformán végeztük (főzési idő, edényzet nagysága, anyaga, márkája, főzőlap nagysága és hőmérséklete, vízmennyiség stb.). A minták szervirozásánál figyelembe vettük továbbá Kilcast [19] ajánlásait, miszerint egy személy készítette elő a kis mintamennyiségeket a jobb homogenitás érdekében. Minden bíráló azonos edényzetben 100 g azonos hőmérsékletű mintát értékelt. A mintákat a nemzetközi gyakorlatoknak megfelelően véletlen számgenerátorral előállított számhármassal kódoltuk [20]. A minták közötti ízsemlegesítéshez a szakirodalomban a termék jellegétől függően különböző élelmiszereket alkalmaznak, a tesztünkhöz semleges jellegű ásványvizet használtunk [21].

4.2 Szakértői profilanalízis módszere

A profilanalízis módszere az egyik legösszetettebb érzékszervi vizsgálat, amely teljesskörűen (szín, íz, illat, állomány) jellemzi az adott élelmiszert. A bírálók a minták minősítését érzékszervi tulajdonságok mentén skálák segítségével teszik meg. A minősítéshez a bírálóbizottság tagjai két lépcsőben, először egyénileg, majd közös munkával határozták meg a leíró kifejezések körét. A módszer esetében a bírálóbizottság tagjai jellemzően számos tulajdonságot értékelnek [22], [23].

A kísérlet megtervezését, bevonandó termékek és bírálók számának meghatározását, végrehajtását és az eredmények értékelését a vonatkozó szabványok előírásai alapján végeztük [24], [25]. Kutatásunkban a bírálók – a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Biokémia és Élelmiszertechnológia Tanszék, valamint a Szent István Egyetem, Érzékszervi Minősítő Laboratórium által fejlesztett – ProfiSens célszoftverrel értékelték a kísérleti mintákat. A szoftver segítségével néhány párbeszédablak kitöltésével elkészíthető a bírálói lap, a minták kiosztása (*kitchen list*) és a minták kiosztásához szükséges „tálca-alátét”. A minősítés ennek megfelelően a következőkben vázolt lépések szerint történt:

A bírálók 3 jegyű kódokkal ellátott mintasort kaptak, amelyet a közösen létrehozott rendszerben tulajdonságonként skálákon értékelték. A 16 vizsgálati szempontot a képzett bírálói panel határozta meg. A bírálók az értékelést 0-100-ig terjedő strukturálatlan skálán hajtották végre, amelyeknek két szélsőértékeit konszenzussal állapították meg. Az adott pontszámok szórásainak csökkentése érdekében lehorgonyozták a skálát és az egyik kukorica fajtának (*Royalty*) tulajdonságonként megállapították a referenciaértékeit, amelyek a következők voltak: sárga szín (60), árnyalat (85), szemméret (55), szemméret egyenetlensége (80), frissesség (85), globális illatintenzitás (70), főtt-kukorica-illat (85), édes illat (70), állomány (75), lédúság (75), héj rághatósága (85), zsengesség (45), globális ízintenzitás (40), édes íz (35), főtt íz (20), utóíz (0).

A bírálatok helyi hálózatba szervezett számítógépekkel történtek, egymástól elszeparált bírálói fülkékben. A bírálat után a ProfiSens szoftver olvassa ki a kitöltött elektronikus bírálati lapokból az egyes mintákra és tulajdonságokra vonatkozó bírálati eredményeket. Az eredmények statisztikai értékeléseként megkapjuk a fajtákhoz tartozó profildiagramot, illetve a tulajdonságonként átlagérték és szórások mellett egytényezős varianciaanalízis készült, ahol szignifikáns különbség adódott, ott két különböző valószínűségi szinten ($p=5\%$ és $p=1\%$) páronkénti *post hoc* tesztet végeztünk. A szakértői bírálatok egymást követő két napon, délelőtti 10 óraker kezdődtek, így két ismétlést hajtottunk végre. A szakértői panel tagjai „képzett bírálók” minősítési szinttel és tapasztalattal rendelkeztek (14 fő). A bírálatot végző személyek évek óta tagjai a Szent István Egyetem, Érzékszervi Minősítő

Laboratórium paneljének, nagy tapasztalattal rendelkeztek mind a módszert, mind a szoftver használatát illetően, és hasonló teszteken, termékspecifikus vizsgálatokban is rendszeresen részt vettek [26]. A vizsgálatok a nemzetközi irányelveknek megfelelően kialakított Szent István Egyetem, Érzékszervi Minősítő Laboratóriumában történtek [27].

4.3 Fogyasztói kedveltségvizsgálat

A fajták érzékszervi profiljellemezői alapján határoztuk meg, hogy a 41 fajta közül melyik 6 fajtát teszteljük a fogyasztók. Ezért az előzőekben elvégzett szakértői bírálatok adataira klaszterelemzést (*Agglomerative Hierarchical Clustering*, AHC) végeztünk Euklideszi távolság, Ward módszerrel. A klaszterezés során a szakértő bírálok eredményeit átlagoltuk, így előállítva a bemeneti terméktulajdonság \times fajta mátrixot. Az optimális klaszterszámot Silhouette-index alapján határoztuk meg, amely a legmagasabb értéket a hat klaszteres megoldásnál adta [28]. Az így kapott klaszterek közül a rangszámösszegek különbsége (*sum of ranking differences*, SRD) módszer segítségével klaszterenként meghatároztuk azokat a fajtákat, amelyek a legjobban leírják az adott klasztert [29], [30]. Így megkaptuk azt a hat fajtát (klaszterenként egyet), amely a „legátlagosabb” a klaszterekben. A fogyasztói panellel a kapott hat minta érzékszervi bírálatát végeztük el.

A laikus fogyasztói bírálók (167 fő) ezt a 6 mintát tesztelték, akik kizárólag a skálák és a szoftver használatával kapcsolatban kaptak információt. A termékhez kötődően semmilyen speciális képzettséggel nem rendelkeztek sem gyakorlati, sem elméleti szempontból, továbbá érzékszerveik érzékenységét sem vizsgáltuk. A fogyasztók a termékek globális kedveltségére adtak választ egy 9 elemű strukturált, folytonosan növekvő skálán (1=egyáltalán nem, 2=nagyon nem, 3=mérsékelten nem, 4=kissé nem, 5=közömbös, 6=kissé kedvelt, 7=mérsékelten, 8=nagyon kedvelt, 9=mindennél jobban).

4.4 Alkalmazott mesterséges neurális hálózatok

A kutatásainkat a Palisade szoftvercsalád Neural Tools ver. 5.5 szoftverrel végeztük. A particionálás során egy 1000-szeres Monte Carlo szimuláció adatainak 80 %-án tréningeztük a modellt, majd a maradék 20 % szolgáltatotta a tesztfuttatások kiinduló adatait. Az többrétegű előrecsatolt (*multi-layer feedforward neural net*, MLFN) háló struktúrájának optimalizálásához a „Best Net Search” lehetőséget választottuk, amely öt hálót tesztel 2-6 nódusszal, és kiválasztja a legjobb predikciót adott. A NeuralTools „Best Net Search” opcióját a túltréningezés megelőzésére alakították ki. Alapbeállításokkal a „Best Net Search” 2 neuronnal kezd egy hálót tesztelni, ami tipikusan túl kicsi, hogy túltréningezzük. Alapbeállításokkal egé-

2. táblázat. A vizsgált kukoricafajták és fenntartók listája
Table 2 The investigated corn varieties and their maintainers

Sorszám Serial no.	Név (fenntartó) Name (maintainer)	Sorszám Serial no.	Név (fenntartó) Name (maintainer)	Sorszám Serial no.	Név (fenntartó) Name (maintainer)
1	'Basin R' (SVS Holland BV)	15	'GSS 8529' (Syngenta Seeds BV)	29	'Rebecca' (Pop Vriend BV)
2	'Boston' (Syngenta Seeds BV)	16	'Jubilee' (Syngenta Seeds BV)	30	'Rocket' (Harris Moran Seeds Co)
3	'Box R' (Topcorn Kft.)	17	'Jumbo' (Crookham Co.)	31	'Royalty' (Pop Vriend BV)
4	'Dessert 82' (Topcorn Kft.)	18	'Jurassic' (Syngenta Seeds BV)	32	'Rustler' (Vilmorin-NL)
5	'Dessert R68' (Topcorn Kft.)	19	'Kinze' (HM Clause SA)	33	'SC 1036' (Seminis)
6	'Dessert R78' (Topcorn Kft.)	20	'Kuatour' (Harris Moran Seeds Co.)	34	'Sheba' (Asgrow Seeds Co)
7	'Dynamo' (Harris Moran Seeds Co.)	21	'Legend' (HM Clause SA)	35	'Spirit' (Syngenta Seeds BV)
8	'Enterprise' (Snowy River Seeds Ply Ltd.)	22	'Madonna' (SVS Holland BV)	36	'Shinerock' (Syngenta Seeds BV)
9	'Galaxy' (HM Clause SA)	23	'Mercur' (Royal Sluis BV)	37	'Starshine' (Syngenta Seeds BV)
10	'Garrison' (Syngenta Seeds BV)	24	'Merit' (Royal Sluis BV)	38	'Sweetstar' (Syngenta Seeds BV)
11	'GH 2042' (Syngenta Seeds BV)	25	'Noa' (Pop Vriend BV)	39	'Tasty Sweet' (IFS Inc.)
12	'GH 6225' (Syngenta Seeds BV)	26	'Overland' (Syngenta Seeds BV)	40	'TOP 825' (Topcorn Kft.)
13	'GSS 1477' (Syngenta Seeds BV)	27	'Prelude' (Snowy River Seeds Ply Ltd.)	41	'Turbo' (Harris Moran Seeds Co.)
14	'GSS 5649' (Syngenta Seeds BV)	28	'Puma' (Crookham Co.)		

szén 6 neuronig fog hálókat tréningezni. Ha az 5 és 6 neuronos hálókat túltréningezi, akkor az megjelenik az eredményekben. A 2, 3 vagy 4 neuronos háló egyikének lesz a legalacsonyabb teszt hibája.

5. Eredmények

A „Best Net Search” beállítás segítségével a szoftver hat MLFN konfigurációt tesztelt, amíg kiválasztotta a legjobb predikciót adó konfigurációt (**1. ábra**). A fogyasztók esetében a 4 nódusos MLFN adta a legjobb eredményeket (**3. táblázat**).

Az MLFN-modell kialakításánál a tréningezéshez a mintákat véletlenszerűen választottuk ki. A modellek maradékai megadják, hogy a szakértői adatokból a

háló a fogyasztói kedveltséget milyen pontossággal tudta előre jelezni. A legkisebb maradékokat a tréning és a teszt során is a 4 nódusból álló háló adta. A kapott neurális háló validitását a maradékok értelmezése mellett véletlen számokon történő előrejelzéssel is vizsgáltuk. Az így kapott eredmények alapján bebizonyosodott, hogy a háló a véletlen számokat rosszul jelezte előre, nem talált összefüggést az adatok között. A fentiek mellett a modell keresztenőrzését is elvégeztük, amely alapján nem mutatott szignifikáns eltéréseket. Az ellenőrzés során a háló 87 %-os pontossági értéket adott. Ezek alapján a modellt elfogadtuk, és a továbbiakban a 4 nódusos MLP modellt használtuk a többi fajta szakértői adatokból történő kedveltségének előrejelzésére.

3. táblázat. A hálózatok teszteléseinek „Best Net Search” eredményei
Table 3 Results of „Best Net Search” network tests

Best Net Search Best Net Search	Minimum Maradék (tréning) Minimum residue (training)	Maximum Maradék (tréning) Maximum residue (training)	Minimum Maradék (teszt) Minimum residue (test)	Maximum Maradék (teszt) Maximum residue (test)
MLFN 2 nódus MLFN 2-node	-1.06007	0.96618	-0.87118	0.99700
MLFN 3 nódus MLFN 3-node	-0.97762	1.03442	-0.88366	0.99625
MLFN 4 nódus MLFN 4-node	-0.95308	0.96563	-0.88233	0.98695
MLFN 5 nódus MLFN 5-node	-1.03178	1.0418	-0.98502	1.10380
MLFN 6 nódus MLFN 6-node	-1.11483	1.15705	-1.05110	1.14759

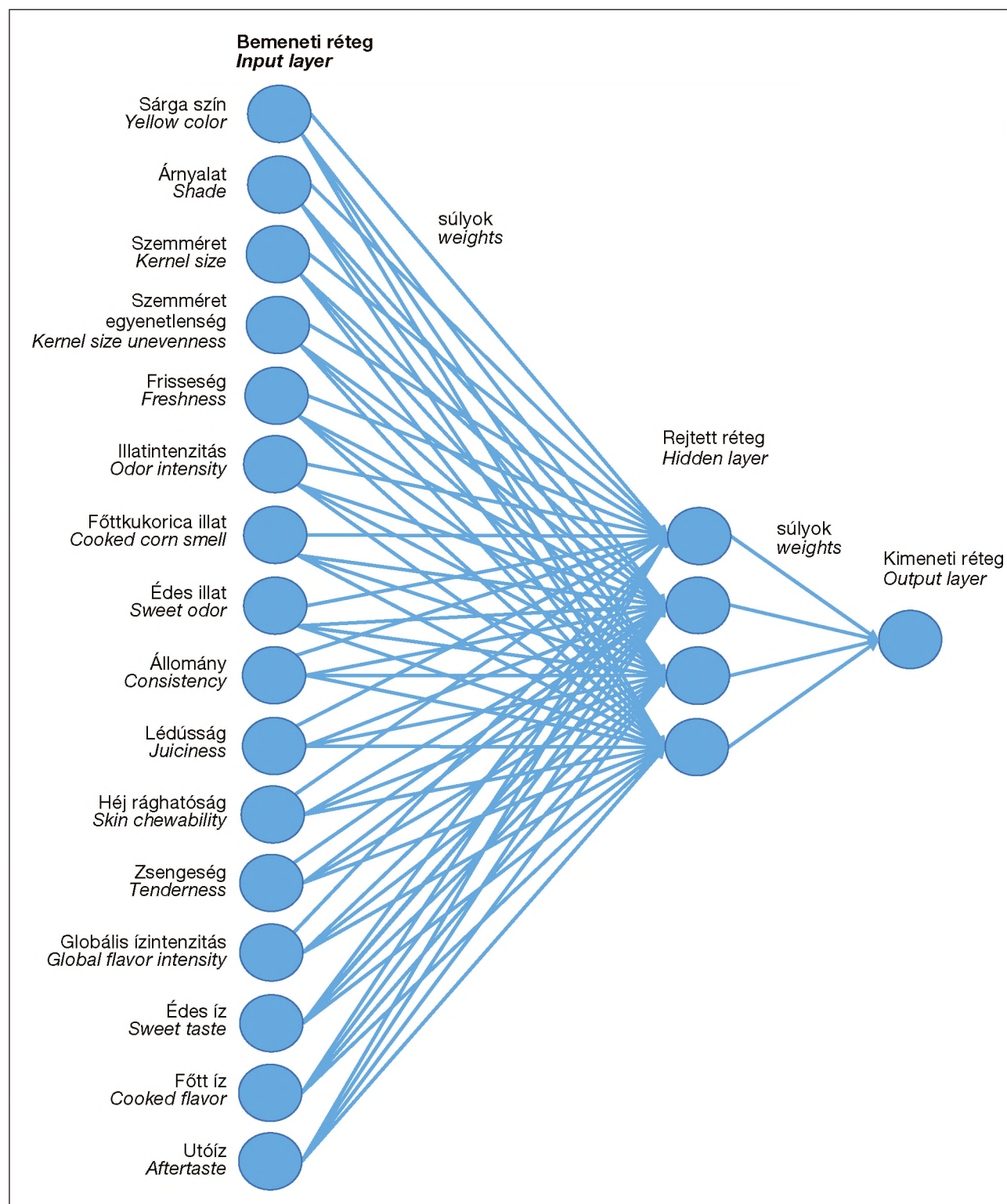
4. táblázat. A 4 nódusos MLP háló előrejelzései a fogyasztói kedveltségre a 9-tagú kategóriaskálán
Table 4 Consumer preference predictions of the 4-node MLP net on a 9-point category scale

Fajta neve Variety	Prediktált kedveltségi érték Predicted preference value	Fajta neve Variety	Prediktált kedveltségi érték Predicted preference value
'Basin R'	6.80	'Merit'	2.80
'Boston'	7.63	'Noa'	6.83
'Dessert 82'	6.80	'Overland'	7.16
'Dessert R78'	6.80	'Prelude'	4.46
'Enterprise'	4.46	'Puma'	4.21
'Garrison'	8.10	'Rebecca'	7.14
'GH 6225'	4.46	'Rocket'	3.16
'SC 1036'	6.81	' Rustler '	2.70
'GH 2042'	3.16	'Sheba'	8.00
'GSS 8529'	7.16	' Shinerock '	8.46
'GSS 1477'	8.04	'Starshine'	3.78
'GSS 5649'	7.64	'Sweetstar'	8.09
'Jubilee'	4.46	'Tasty Sweet'	6.80
'Jumbo'	2.69	'TOP 825'	6.39
'Kinze'	8.10	'Box R'	3.63
'Kuatour'	2.79	'Dessert R68'	7.16
'Legend'	3.16	'Turbo'	5.44
'Madonna'	2.70		

A felépített modell a 9 tagú skálán a leginkább kedveltnek a 'Shinerock' fajtát (8,46) adja meg, míg a predikciók szerint 2,7-es átlagos kedveltségi értékekkel a legkevésbé kedvelt a 'Madonna' és a 'Rustler' fajták lettek (4. táblázat).

A Palisade szoftver a neurális hálózatok tréningezése és tesztelése során a háló felépítésében szerepet játszó változók fontossági sorrendjét is megadja (2. ábra).

A csemegekukorica-fajták esetében a szakértői adatok és a fogyasztói kedveltség-adatok közti összefüggés keresése közben a legfontosabb változóknak az édes íz (18 %), a globális ízintenzitás (14 %) és a lédúság (12 %) adódtak. A hálózat eredményei alapján tehát a fogyasztók az intenzív édes ízű és lédús termékek értékelésekor adtak magasabb kedveltségi pontszámokat. Az eredmények alátámasztják a korábbi kutatások eredményeit [31], [32], [33].



1. ábra. Mesterséges neurális háló (4 nódusos MLFN) összefüggésrendszere
Figure 1 Correlation system of an artificial neural network (4-node MLFN)

Az így kapott eredményeket ezt követően összehasonlítottuk azokkal a kezdeti klaszterekkel, amelyekből a „legátlagosabb” (a klaszter tagjait legjobban reprezentáló) fajta kiválasztása után a neurális hálózatot felépítettük. Az **5. táblázat** eredményei alapján látható, hogy az első két klaszter édesíz-intenzitása szignifikánsan nagyobb értékekkel rendelkezik, mint a többi klaszter (az 5. klasztertől nem egyértelmű az elkülönülés).

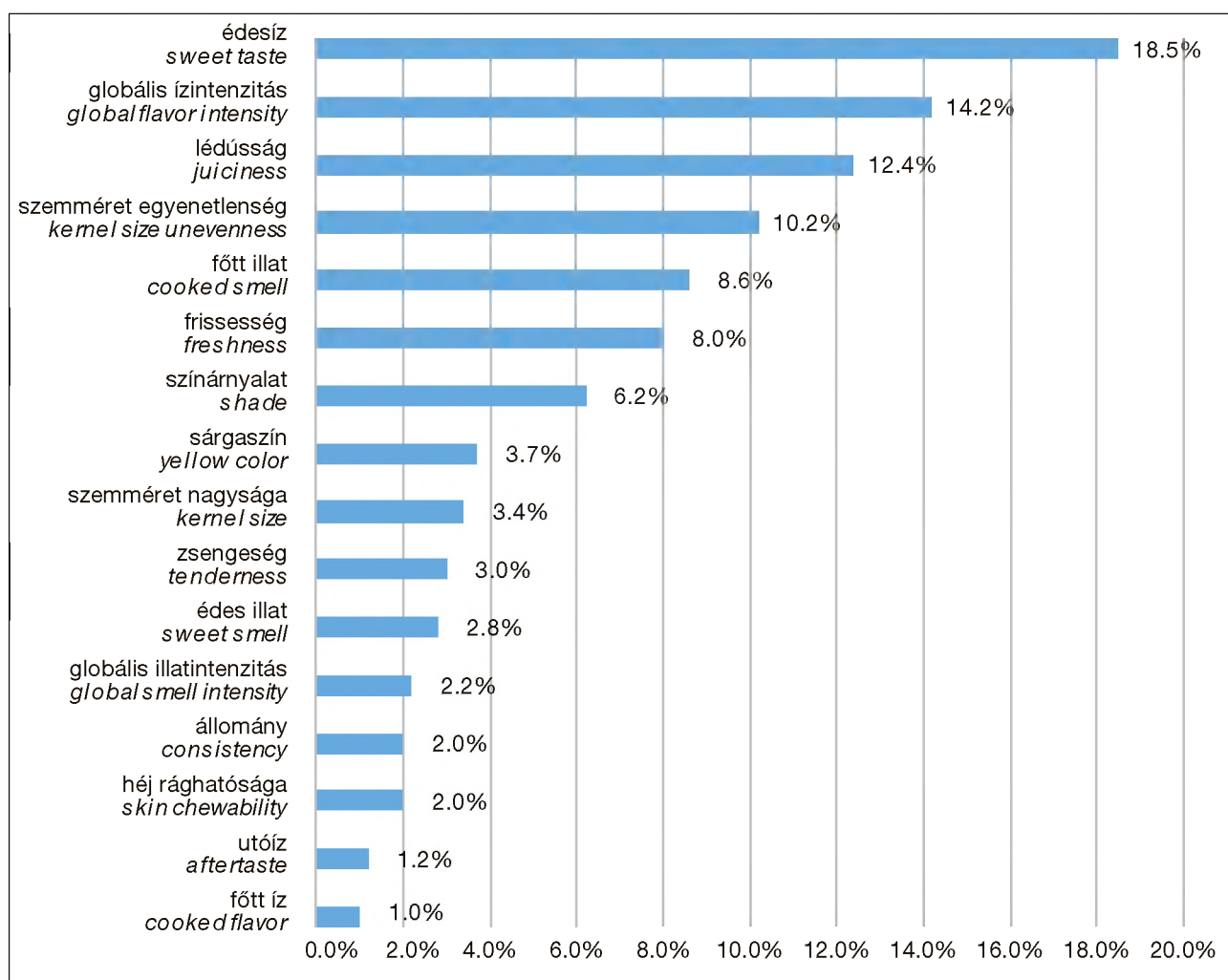
Hasonlóan nagyobb értékeket kapott az első két klaszter a globális ízintenzitás értékeire is, azonban itt a 3. és 6. klaszter is magas értékekkel szerepel, így a 4. és 5. klasztertől ezek szignifikánsan különböztek a Tukey-HSD próba eredményei alapján. Fontos megemlíteni, hogy a globális ízintenzitás értékelése során a bírálók az összes íz intenzitása alapján értékelték, amely ízek nem feltétlenül jelentenek a fogyasztói értékelés során előnyöket. Zsengeség alapján az első két klaszter mellett a 6. klaszter tagjai szignifikánsan magasabb értékekkel rendelkeznek, mint a többi klaszter, így két csoportra bontottuk a vizsgált klasztereket (**6. táblázat**).

Az eredmények alapján látható, hogy az első két klaszter intenzív globális és édes ízekkel rendelkezik, illetve határozottan zsenge termékek voltak. Az ered-

ményeket a prediktált fogyasztói eredmények is tükrözik, mivel az első két klaszter szinte azonos eredményeket, 6,8-as kedveltségi átlagértékeket kapott a neurális hálózat alapján. A harmadik klaszter átlagos kedveltségi értéke 5,2-nek adódott, amely nagymértékben köszönhető a magas (80) globális ízintenzitás értéknek. A következő csoportot a 4,0 és 4,3-as kedveltségi átlagértékekkel rendelkező negyedik és hatodik klaszterek alkotják. A hatodik klaszter tagjai magasabb zsengeség- és globális ízintenzitás-értékekkel rendelkeznek, míg a negyedik klaszter tagjainak zsengeség-értéke közepes eredményt jelent. A legkevésbé kedvelt mintákat az ötödik klaszter tartalmazza, amelyek alacsony intenzitásértékekkel rendelkeznek mindhárom, a kedveltség előrejelzésénél fontos terméktulajdonságnál.

6. Következtetések

A bemutatott mesterséges neurális hálózatokat és Monte Carlo szimulációt kombináló megközelítés alkalmasnak bizonyult a szakértői érzékszervi bírálati eredmények alapján a fogyasztói kedveltség előrejelzésére. A megközelítés előnye, hogy a sok időt, energiát, költséget felemésztő fogyasztói vizsgálatok eredményesen kiválthatóak a szakértői adatok alapján végzett predikcióval. Összesen 36 csemegekuko-



2. ábra. A neurális háló felépítésében résztvevő változók relatív fontossága és sorrendje
Figure 2 Relative importance and order of variables playing a role in the structure of the neural network

rica-minta kedveltségi értékeit sikerrel jeleztük előre hat minta fogyasztói értékelésének eredményei alapján. A mesterséges neurális hálózatmodell megalkotása során sikeresen azonosítottuk azokat a terméktulajdonságokat, amelyek a fogyasztói elfogadás fő mozgatórugói. Ezek fontossági sorrendben: az édes íz, a globális ízintenzitás és a lédúság voltak. Kutatásunkat a jövőben célszerű lenne további kertészeti és élelmiszeripari termékekre is kiterjeszteni, illetve olyan termékek esetében is felhasználni, amelyeknél a fogyasztói preferenciát nem néhány, jól behatárol-

ható termékjellemző befolyásolja. További lehetőség egy olyan szoftveres megvalósítás létrehozása, amely leegyszerűsíti a számítási lépéseket, így ezáltal egy szoftveren belül elvégezhető lenne a hálózatok tesztelése, validációja és az új adatok predikciója.

Összefoglalóan megállapítható, hogy a validált termékspecifikus mesterséges neurális hálózatok lehetővé tehetik a legfontosabb érzékszervi tulajdonságok meghatározását. Az új megközelítés hatására az eredmények megbízhatóbbak, az ismétlések köny-

5. táblázat. A három legfontosabb szakértői érzékszervi terméktulajdonság klaszterenkénti átlagértékei összevetve a neurális háló modell által prediktált klaszterenkénti kedveltségértékek átlagával és szórásával

Table 5 Average values of the three most important expert sensory product properties for each cluster compared to the average values and standard deviations of the preference values predicted for the clusters by the neural network model

	édes íz Sweet taste	globális ízintenzitás Global flavor intensity	zsengesség Tenderness	kedveltség átlag Preference average	kedveltség szórás Preference stan- dard deviation
1. klaszter Cluster 1	63.05	63.35	69.28	6.83	1.90
2. klaszter Cluster 2	75.54	73.05	61.97	6.84	1.21
3. klaszter Cluster 3	23.79	80.97	13.07	5.26	2.41
4. klaszter Cluster 4	24.55	27.92	35.77	4.04	0.67
5. klaszter Cluster 5	26.72	21.77	15.03	3.28	0.65
6. klaszter Cluster 6	21.22	62.50	65.20	4.33	2.12

6. táblázat. Az egyes terméktulajdonságok klaszterenkénti összehasonlítása, homogén és heterogén csoportok (Tukey-HSD próba)

Table 6 Comparison of different product properties by cluster, homogeneous and heterogeneous groups (Tukey-HSD test)

Klaszterek Cluster	Zsengesség-átlag Tenderness average	Csoportok Groups		
1	69.28	A		
6	65.20	A		
2	61.97	A		
4	35.77		B	
5	15.03		B	
3	13.07		B	
Klaszterek Cluster	Globális ízintenzitás-átlag Global flavor intensity average	Csoportok Groups		
3	80.97	A		
2	73.05	A	B	
1	63.35	A	B	
6	62.50		B	
4	27.92			C
5	21.77			C
Klaszterek Cluster	Édes íz intenzitás-átlag Sweet taste intensity average	Csoportok Groups		
2	75.54	A		
1	63.06	A	B	
5	26.72		B	C
4	24.55			C
3	23.79			C
6	21.22			C

nyebben végrehajthatók, a vizsgálatok jobban reprodukálhatók, összességében egy idő- és költséghatékony elemzési rendszer jön létre.

7. Köszönetnyilvánítás



Kutatásainkat, munkánkat az Emberi Erőforrások Minisztériuma ÚNKP-17-4 kódszámú Új Nemzeti Kiválóság Programja, a Bolyai János kutatási ösztöndíj, valamint az OTKA K112547 számú pályázat támogatásával végeztük. A támogatásokat köszönjük.

8. Irodalom

- [1] McCulloch, W. S. and Pitts, W. H. (1943): A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–137.
- [2] Hebb, D.O. (1949): *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. New York, John Wiley and Sons. 335.
- [3] Rosenblatt, F. (1958): The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65 (6), 386–408.



A kép illusztráció / Picture is for illustration only
Fotó/Photo: Pixabay

- [4] Widrow, B. and Hoff, M.E. Jr. (1960): Adaptive Switching Circuits. IRE WESCON Convention Record. 96–104.
- [5] Borosy, A. P. (2001): Mesterséges ideghálózatok. In: Horvay szerk. Sokváltozós adatelemzés (Kemometria). Budapest, Nemzeti tankönyvkiadó. 312–329.
- [6] Hopfield, J. (1982): Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A., 79 (8) 2554–2558.
- [7] Rumelhart, D.E. and McClelland, J.L., eds (1986) Parallel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition, MIT Press.
- [8] Horváth G. (szerk.) (2006): Neurális hálózatok. Altrichter M., Horváth G., Pataki B., Strausz Gy., Takács G., Valyon J., Neurális hálózatok, Budapest, Panem Kiadó, 2006.
- [9] Sipos László, Gere Attila, Kókai Zoltán, Szabó Dániel (2012): Mesterséges ideghálózatok (ANN) alkalmazása az érzékszervi minősítés gyakorlatában. 58, (1-2), 32-46.
- [10] Marini, F. (2009): Artificial neural networks in foodstuff analyses: Trends and perspectives. A review. Analytica Chimica Acta, 635, 121–131.
- [11] Debska B., Guzowska-Swider, B. (2011): Application of artificial neural network in food classification. Analytica Chimica Acta, 705, 283–291.
- [12] NeuralTools Version 5.7 Manual (2010).
- [13] Fu, LiMin (1994): Neural Networks in Computer Intelligence. McGraw-Hill, Inc. pp. 1-416.
- [14] Székely Géza, Losó Viktor, Tóth Arnold: Nemzetközi és hazai zöldség-gyümölcsfogyasztás, módszertani kérdések- ÉVIK 2015/1
- [15] Losó Viktor (2015): Gyorsfagyasztott csemegekukorica termékek komplex értékelése. Doktori Értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem. 7-27.
- [16] Bíró, Gy., Lindner K. (Szerk.) (1999): Tápanyagtáblázat: Táplálkozásban és tápanyagösszetétel, Budapest, Medicina Kiadó.
- [17] Fodor, Z. (szerk.) (2016): Zöldség és gyümölcs ágazat helyzete Magyarországon. Budapest, FruitVeB Magyar Zöldség-Gyümölcs Szakmaközi Szervezet. 1-31.
- [18] Orosz, F. (2009): Termesztéstechnológiai elemek hatása acsemegekukorica koraiságára. Doktori értekezés, Budapest. p. 1- 157.
- [19] Kilcast, D. (2010): Sensory analysis for food and beverage quality control. Woodhead, Cambridge, UK.
- [20] MSZ ISO 6658:2007 Érzékszervi vizsgálat. Módszertan. Általános útmutató
- [21] Sipos, L. (2009): Ásványvízfogyasztási szokások elemzése és ásványvizek érzékszervi vizsgálata. Doktori értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem. 80-102.
- [22] Kókai, Z. (2003): Az almafajták érzékszervi bírálata. Doktori értekezés. Budapest: Budapesti Közgazdaságtudományi és Államigazgatási Egyetem, 35-59.
- [23] Varela, P., Ares, G. (2014): Novel Techniques in Sensory Characterization and Consumer Profiling, CRC Press, pp. 9-41.
- [24] MSZ ISO 11035:2001 Érzékszervi vizsgálat. A leíró kifejezések azonosítása és kiválasztása érzékszervi profilhoz többdimenziós eljárással
- [25] ISO 13299:2003 Sensory analysis – Methodology – General guidance for establishing a sensory profile
- [26] MSZ EN ISO 8586:2014 Érzékszervi vizsgálat. Általános útmutató a kiválasztott bírálók és az érzékszervi szakértő bírálók kiválasztásához, képzéséhez, valamint folyamatos ellenőrzéséhez
- [27] MSZ EN ISO 8589:2015 Érzékszervi vizsgálatok. Általános útmutató a bírálati helyiségek kialakításához
- [28] Chen G.X, Jaradat S.A, Banerjee N., Tanaka T.S., Ko M.S.H., Zhang M.Q. (2002): Evaluation and comparison of clustering algorithms in analyzing ES cell gene expression data. Stat Sin, 12:241–262.
- [29] Héberger, K. (2010): Sum of ranking differences compares methods or models fairly. Trend. Anal. Chem. 29, 101–109.
- [30] Héberger, K., Kollár-Hunek, K. (2011): Sum of ranking differences for method discrimination and its validation: comparison of ranks with random numbers. Journal of Chemometrics, 25, (4) 151–158.
- [31] Gere, A., Losó, V., Tóth, A., Kókai, Z., Sipos, L. (2012): Kukorica fajták preferenciaterképezése szoftveres támogatással. Élelmiszervizsgálati Közlemények, 58, pp. 118-130.
- [32] Gere, A., Losó, V., Radványi, D., Juhász, R., Kókai, Z., Sipos, L. (2013): Csemegekukorica fajták komplex értékelése. Élelmiszervizsgálati Közlemények, 59, pp. 120-134.
- [33] Gere, A., Losó, V., Györey, A., Kovács, S., Huzsvai, L., Nábrádi, A. Kókai, Z., Sipos L. (2014): Applying parallel factor analysis and Tucker-3 methods on sensory and instrumental data to establish preference maps. Case study on sweet corn varieties. Journal of the Science of Food and Agriculture, 94, 15, pp. 3213-3225.