

**Quais fatores podem prever a acurácia das pessoas quando autorrelatam  
subjetivamente o desperdício de alimentos nas residências? Insights  
fornecidos por redes neurais artificiais**

**Gabriel Jäger Ramos**  
**João Augusto Rossi Borges**

**GT 7.** Comportamentos e decisões dos produtores rurais.

**RESUMO EXPANDIDO**

**1- INTRODUÇÃO**

Globalmente, 931 milhões de toneladas da produção de alimentos são desperdiçadas, e as residências, são o cenário da maior parte desse desperdício (UNEP, 2021). Para mensurar o desperdício deste nas residências, existem diferentes métodos, como: registro em diários, análise da composição dos resíduos, fotografias e observações em casa, mensurações diretas e mensurações autorrelatadas (Herpen et al., 2019). Cada um desses métodos tem suas próprias vantagens e desvantagens e o autorrelato é amplamente utilizado devido ao custo-benefício, porém, são conhecidos por apresentarem deficiências como serem dependentes da memória das pessoas e, portanto, suscetíveis à subnotificação e à imprecisão (Wan der Werf et al., 2018; Elimelech et al., 2019).

Conseqüentemente, é necessário reportar com precisão o desperdício de alimentos das residências, para avaliar o impacto de políticas e intervenções para a redução do desperdício de alimentos (Wan der Werf et al., 2021). Assim, pesquisadores têm recomendado a utilização de mensurações diretas (coleta e pesagem) para quantificar o desperdício de alimentos nas residências porque esses métodos, apesar de custosos, retratam com mais confiabilidade a realidade da quantidade de alimentos desperdiçada (van der Werf et al., 2018; Quested et al., 2020). Por causa disso, é importante o desenvolvimento de métodos de mensuração que sejam precisos e acurados como os métodos de mensuração direta, porém econômicos como as mensurações de autorrelato.

Nesse sentido, pesquisas anteriores (Elimelech et al. 2019), avaliaram a extensão do viés do autorrelato comparando o número de participantes que superestimaram, subestimaram e relataram com precisão seu comportamento de desperdício de alimentos. Os resultados mostraram que as estimativas dos participantes eram muito imprecisas comparado à realidade e, portanto, sugeriram que estudos futuros explorassem diferentes formas de melhorar as capacidades de autorrelato dos indivíduos.

Porém, quais fatores podem tornar as pessoas mais precisas ao autorrelatar o desperdício de alimentos, ainda não está claro na literatura. Assim, o objetivo deste estudo foi investigar quais fatores podem prever a acurácia das pessoas para autorrelata o desperdício de alimentos nas residências.

## **2- METODOLOGIA/ABORDAGEM**

Para alcançar este objetivo, mensurou-se o desperdício de alimentos nas residências durante 5,5 meses, após, com os dados gerados, realizou-se uma modelagem com inteligência artificial (IA) para a criação de uma Rede Neural Artificial. Usando essa abordagem o intuito é desenvolver um sistema capaz de determinar o resultado de uma variável dependente com base em novas instâncias das variáveis independentes.

### **2.1- Amostra**

Os participantes foram recrutados via Facebook, Instagram e WhatsApp. Utilizando este método, foram recrutadas 92 residências. Nove desistiram do estudo e três foram excluídas por não reportarem nenhuma mensuração de desperdício de alimentos. Assim, a amostra deste estudo foi de 80 participantes, que representavam suas residências.

### **2.2- Questionário**

Selecionados os participantes, aplicou-se um questionário para coletar informações demográficas como: sexo, idade, composição da residência (mora sozinho(a) ou em residência compartilhada, família só com adultos, família com

filhos), nível de escolaridade mais elevado na residência (até ensino médio completo, bacharelado, mestrado, doutorado), quantas refeições diárias eram feitas na residência (1 ou 2, 3 ou mais) e o número de pessoas na residência (1, 2, 3, 4, 5 ou mais), e questões dicotômicas como: se o participante faz compostagem ou recicla alimentos, se o participante acredita ter em mente a quantidade certa de alimentos armazenados em casa ao comprar alimentos, e se o participante tem o hábito de usar lista de compras.

Houveram duas questões-chave para verificar quanto desperdício de alimentos os participantes acreditavam gerar, a fim de comparar as respostas com o real desperdício de alimentos dos participantes, mensurado com balanças digitais. A primeira questão foi: “Quanto de alimento não consumido você acredita que é desperdiçado em geral em sua residência?”, que passou a ser a variável “Desperdício subjetivo de alimentos autorrelatado em geral”. A escala utilizada para mensuração desta questão continha as opções “Bastante”, “Uma quantidade razoável”, “Um pouco”, “Uma pequena quantidade”, “Quase nada” e “Nada”. Esta escala foi adaptada do relatório “Down the Drain” (WRAP, 2009).

A segunda questão foi: “Quantos quilos de alimentos você acredita que são desperdiçados em sua residência por mês?”, que passou a ser a variável “Desperdício de alimentos autorrelatado subjetivamente por mês”. A escala utilizada nesta questão continha as opções “Menos de 1 kg”, “De 1 kg a 5 kg”, “Mais de 5 kg a 10 kg” e “Mais de 10 kg”.

O objetivo destas duas perguntas foi comparar o correspondente em quilos para os participantes, com a quantidade de desperdício de alimentos que eles reportariam subjetivamente. Em segundo lugar, serem base para a criação de três opções de índices de precisão. Os índices seriam usados como variáveis dependentes para identificar quais fatores poderiam prever a acurácia do autorrelato dos participantes.

A variável que representa o desperdício de alimentos real das residências foi a média do desperdício de alimentos mensal de cada residência participante. Além do questionário, os participantes receberam o “Guia do Participante”, contendo informações necessárias à conclusão do estudo.

### **2.3- Método de Mensuração do Desperdício de Alimentos**

Os participantes receberam um kit de mensuração contendo: uma lixeira de 2,7L, sacos de lixo, listas de anotação e uma balança digital de cozinha, com capacidade para medir entre 0 kg a 10 kg. Nessa lixeira, tiveram que descartar os alimentos que normalmente descartariam nas lixeiras comuns. Neste estudo, os alimentos dados aos animais ou utilizados para compostagem, não foram considerados para mensuração do desperdício. O pesquisador entregou os kits para cada residência e explicou pessoalmente como os participantes deveriam utilizá-los.

A explicação dada aos participantes foi que: deveriam descartar apenas os alimentos evitáveis. Neste estudo, alimento evitável é aquele que era comestível antes do descarte (por exemplo, fatias de pão, maçã, carne) e que poderia ter sido consumido se tivesse sido melhor particionado, gerenciado, armazenado e/ou preparado (Koivupuro et. al., 2012). O desperdício de alimentos evitável também inclui alimentos aceitáveis que não são consumidos devido às preferências do consumidor, como crostas de pão e cascas de batata (Principato et al., 2018).

Sempre que a lixeira fosse preenchida, ou os participantes sentissem necessidade de esvaziá-la, deveriam ligar a balança, colocar a lixeira sobre ela, verificar o peso e anotar na lista de anotações, bem como a data e hora do descarte. Somente após esse procedimento a lixeira poderia ser esvaziada, substituindo seu saco de lixo por outro específico e, assim, repetindo o procedimento. Os participantes também foram informados que as listas de anotações seriam coletadas mensalmente. Também, era possível aos participantes entrar em contato com os pesquisadores para tirar dúvidas.

### **2.4- Criação dos Índices**

Utilizando as questões detalhadas na sessão 2.2, foram criadas três opções de índice: o Pré Índice 1, o Pré Índice 2 e o Índice de Acurácia. O Índice de Acurácia objetivou expressar a acurácia dos participantes ao autorrelatarem seu desperdício de alimentos em comparação com sua média de desperdício de alimentos por mês, mensurados com a balança. A criação dos três índices é explicada a seguir.

Primeiramente, a variável contínua “Desperdício Médio de Alimentos por Mês (DMAM)” teve seu valor máximo observado (9.106,17 gramas). Posteriormente, criou-se uma nova variável denominada “DMAM Categórica em Geral”, com seis categorias, transformando esta variável contínua em uma variável ordinal.

As categorias dessa nova variável (DMAM Categórica em Geral) compreenderam intervalos entre zero e o desperdício máximo de alimentos por mês, separadas da seguinte forma: categoria 1 (de zero a 1.517,69 gramas); categoria 2 (de 1.517,70 gramas para 3.035,39 gramas); categoria 3 (de 3.035,40 gramas para 4.553,09 gramas); categoria 4 (de 4.553,10 gramas para 6.070,79 gramas); categoria 5 (de 6.079,80 gramas para 7.588,49 gramas); categoria 6 (de 7.588,50 gramas para 9.106,17 gramas). Estas seis categorias foram utilizadas para comparação com a variável “Desperdício alimentar subjetivo autorrelatado em geral”, também com seis categorias (ver seção “Questionário”).

Posteriormente, os valores da variável “DMAM Categórica em Geral” foram subtraídos dos valores da variável “Desperdício alimentar subjetivo autorrelatado em geral”. Os resultados dessa subtração formaram os valores do primeiro índice, denominado “Pré Índice 1”.

A título de exemplo de funcionamento deste primeiro índice, se a residência participante desperdiçasse em média 8000 gramas num mês, obtinha o valor 6 na variável “DMAM Categórica em Geral”, por se enquadrar no intervalo de desperdício alimentar atribuído à sexta categoria. Caso o mesmo participante respondesse ter “Bastante desperdício” na variável “Desperdício alimentar subjetivo autorrelatado em geral”, também obteria o valor 6. Portanto, ao subtrair os valores de ambas as variáveis categóricas, o participante obteve o valor zero no Pré Índice 1.

Para a criação do Pré Índice 2, realizou-se o mesmo procedimento, porém, transformando a variável contínua (DMAM) em uma variável ordinal denominada “DMAM Categórica Mensal” com quatro categorias, para ter seus valores subtraídos da variável “Desperdício alimentar subjetivo autorrelatado por mês”. Os resultados dessa subtração foram os valores do Pré Índice 2. As categorias dessa nova variável compreenderam intervalos entre zero e a média máxima de desperdício de alimentos por mês, separadas da seguinte forma: categoria 1 (de zero a 2.276,54

gramas); categoria 2 (de 2.276,55 gramas para 4.553,09 gramas); categoria 3 (de 4.553,10 gramas para 6.829,63 gramas); categoria 4 (de 6.829,64 gramas para 9.106,17 gramas).

As quatro categorias da nova variável (DMAM Categórica Mensal) foram utilizadas para comparação com a variável “Desperdício alimentar subjetivo autorrelatado por mês”, também com quatro categorias (ver seção “Questionário”). Por exemplo: se a residência participante desperdiçou em média 8.000 gramas em um mês, obteve o valor 4 na variável “DMAM Categórica Mensal”, por se enquadrar no intervalo de desperdício atribuído à quarta categoria. Caso esse mesmo participante respondesse desperdiçar “Menos de 1 kg”, obtinha valor 1 na variável “Desperdício alimentar subjetivo autorrelatado por mês”. Portanto, ao subtrair os valores de ambas as variáveis categóricas, o participante obteve o valor 3 no Pré Índice 2.

Para a criação do Índice de Acurácia, foram somados os valores do Pré Índice 1 e 2. Seguindo os exemplos dados acima, o participante com valor 0 no Pré Índice 1, e valor 3 no Pré Índice 2, obteria valor 3 no Índice de Acurácia.

Quanto mais próximo de zero, mais acuradas seriam as respostas subjetivas dos participantes em relação ao seu desperdício de alimentos objetivo. Valores positivos indicam que a residência participante desperdiçou mais do que o reportado subjetivamente. Valores negativos indicam que a residência participante desperdiçou menos do que o reportado subjetivamente.

## **2.5- Análise dos Dados**

### **2.5.1- Pré-processamento**

Antes do sistema de modelagem de IA, executamos determinados procedimentos para preparar o banco de dados. Embora o banco de dados fosse de boa qualidade (sem dados faltantes, nem outliers), apresentava problemas como: ser pequeno para Deep Learning (n=80).

Assim, executamos o seguinte procedimento: 1- Sobreamostragem, aumentando o número de observações por duplicação. Duplicamos as observações na classe +1, porque eram menos numerosas proporcionalmente (apenas 11 de 80);

2- Reduzimos o número de funcionalidades de 42 para 17, através de uma Regressão Múltipla, e identificou-se o peso das variáveis em múltiplos experimentos. Escolhemos a melhor rede, formada a partir de cada um dos três índices. Ao final, o banco de dados contava com 91 observações e 13 colunas.

### **2.5.2- Engenharia de Atributos**

Após a etapa de pré-processamento, realizou-se um experimento de engenharia de atributos, no qual determinou-se um índice como alvo do algoritmo de classificação. Assim, a acurácia dos participantes foi classificada por este índice, que funcionou como uma nova variável ordinal.

O Pré Índice 2 (ver seção “Criação dos Índices”), agora renomeado para Índice de Acurácia do Desperdício Médio de Alimentos por Mês Autorrelatado (Índice DMAMA), foi escolhido entre os três índices desenvolvidos anteriormente. Isso porque, um teste utilizando rede neural, indicou que esse índice gerou menos perdas e melhor aprendizado durante o tratamento. Posteriormente, observamos a necessidade de reduzir as seis categorias do Índice DMAMA (-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3) para três categorias: negativo (Desperdiçou menos), zero (Preciso) e positivo (Desperdiçou mais). Zero indica que o participante foi preciso. Positivo indica que o participante desperdiçou mais do que o relatado subjetivamente, e negativo, indica que o participante desperdiçou menos do que o relatado subjetivamente.

### **2.5.3- Dados Preparados para o Tratamento**

Após as etapas de pré-processamento e engenharia de atributos, foi obtido um banco de dados com as seguintes características:

- 91 casos (11 adicionados via engenharia de atributos);

Variáveis independentes:

- Demografia: gênero, idade, número de refeições na residência; nível educacional, composição da residência, quantidade de pessoas na residência.
- Hábitos: compostagem, verificação de estoque, uso de listas de compras.
- Desenho experimental: número total de mensurações.

Variável dependente: Índice DMAMA (Transformado em dados categóricos, com valores possíveis: negativo, zero e positivo).

Dois modelos disponíveis foram testados: perceptron multicamadas e função de base radial. O primeiro modelo teve melhor sucesso em termos de precisão. Em relação ao particionamento de dados, 80% do conjunto de dados foi utilizado para treinamento e 20% para teste. Testamos diferentes proporções, e esta, gerou a melhor precisão. O sistema foi ajustado para configuração automática da arquitetura de rede. O treinamento foi realizado utilizando o método mini-batch.

### 3- RESULTADOS

#### 3.1- Redes Neuras Criadas para Classificação

A rede neural desenvolvida exibiu precisão de 81,8%, mostrando capacidade de fazer previsões precisas em aproximadamente quatro em cada cinco casos. A precisão da classificação da rede neural está detalhada na Tabela 1.

**Tabela 1 - Precisão da Classificação da Rede Neural**

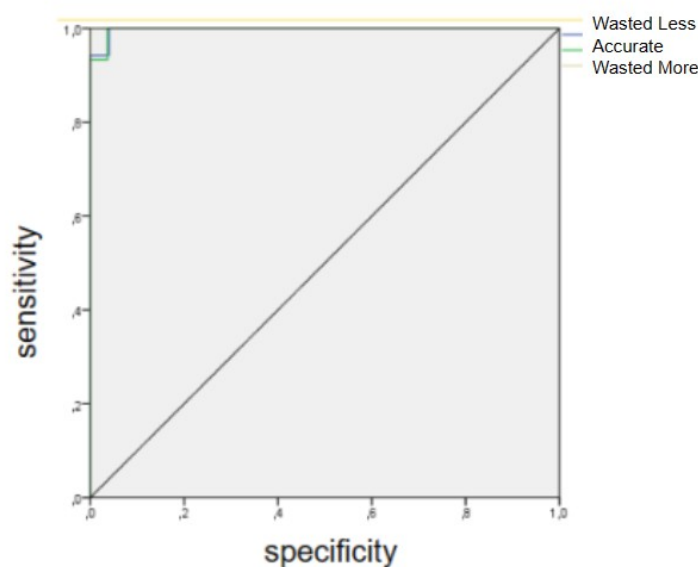
Amostra	Observado	Previsões			Porcentagem Correta
		Desperdiçou Menos	Preciso	Desperdiçou Mais	
Treinamento	Desperdiçou Menos	26	3	0	100%
	Preciso	6	21	1	100%
	Desperdiçou Mais	3	0	14	100%
	Porcentagem Correta	39.2%	37.8%	23%	100%
Teste	Desperdiçou Menos	6	0	0	66.7%
	Preciso	0	2	0	100.0%
	Desperdiçou Mais	1	0	2	100.0%
	Porcentagem Correta	36.4%	36.4%	27.3%	81.8%

Nossa análise da curva ROC (Figura 1), mostra o desempenho de classificação do modelo em diferentes limites. Além disso, em complemento, o valor da Área Sob a Curva (AUC) é fornecido na Tabela 2.



A AUC quantifica a capacidade discriminatória abrangente do modelo. Um valor de AUC mais alto indica melhor poder de discriminação geral e uma probabilidade mais forte de que o modelo classifique uma instância positiva escolhida aleatoriamente, mais alta do que uma instância negativa escolhida aleatoriamente.

**Figure 1 – Curva ROC**



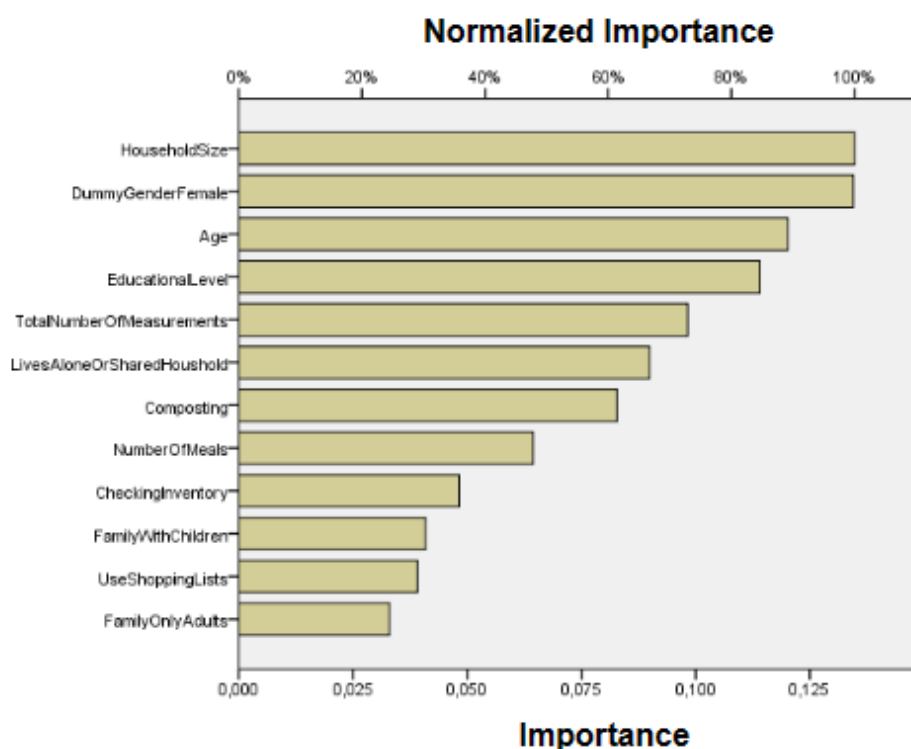
**Tabela 2 - Área sob a curva (AUC)**

<b>Índice DMAMA</b>	<b>Área</b>
Desperdiçou Menos (1)	0.998
Preciso (2)	0.998
Desperdiçou Mais (3)	1.000

### **3.2- Importância das Variáveis,**

A Figura 2 ilustra a importância das diferentes variáveis de entrada na influência das decisões do modelo. Assim, identifica-se as principais características que contribuem significativamente para a sua precisão de classificação.

**Figura 2 – Importância Normalizada das Variáveis**



\*HouseholdSize = Quantidade de pessoas na residência. \*DummyGenderFemale = Gênero (feminino). \*Age = Idade. \*Educational Level = O maior nível educacional dentro da residência. \*TotalNumberOfMeasurements = Quantidade de mensurações. \*LivesAloneOrSharedHoushold = Mora sozinho(a) ou em residência compartilhada. \*NumberOfMeals = Quantidade de refeições na residência por dia. \*CheckingInventory = Se o participante sabe a quantidade de alimentos armazenados na residência. \*FamilyWithChildren = Famílias com crianças. \*UseShoppingLists = Se tem o hábito de usar listas de compras. \*FamilyOnlyAdults = Família, somente adultos.

### **3.3- Perfis baseados no valor do Índice de Acurácia do Desperdício Médio de Alimentos por Mês Autorrelatado (Índice DMAMA)**

As variáveis apresentadas na Tabela 3, são as mais importantes, de acordo com o cálculo da rede neural, em ordem decrescente. O número de mensurações mostrou ser a variável mais importante para explicar a acurácia. Talvez porque as pessoas que controlam o seu desperdício tendem a serem mais conscientes do seu próprio desperdício e, portanto, são mais capazes de autorrelatar esse desperdício com melhor acurácia.

**Tabela 3 – As variáveis mais importantes do modelo**

	<b>Desperdiçou Menos (-1)</b>	<b>Preciso (0)</b>	<b>Desperdiçou Mais (1)</b>
<b>Quantidade de mensurações (média)</b>	28	36	62
<b>Idade (Média)</b>	36	36	44
<b>Mulheres</b>	63%	80%	100%
<b>Nível educacional (média)</b>	Graduado	Mestrado	Graduado
<b>Faz compostagem</b>	26,3%	30%	6%

Assim, no contexto deste estudo, podemos prever que, pessoas com maior probabilidade de serem precisas no autorrelato do desperdício de alimentos, têm o seguinte perfil: são em maior parte mulheres, são pessoas com boa escolaridade, com cerca de 36 anos. Também é possível prever que, pessoas que fazem compostagem ou reciclam alimentos e estão conscientes da quantidade de alimentos que é desperdiçada nas suas residências, tendem a ser mais precisas para subjetivamente reportar o desperdício de alimentos em suas residências.

**Palavras-chave** | Redes Neurais Artificiais, Desperdício de alimentos nas residências, Métodos de mensuração do desperdício de alimentos, Métodos combinados de mensuração do desperdício.

## Referências

ELIMELECH, E., ERT, E., & AYALON, O. Bridging the gap between self-assessments and measured household food waste: A hybrid valuation approach. **Waste Management**, Vol. 95, pp. 259-270. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.06.015>.

KOIVUPURO, H.K. HARTIKAINEN, H. SILVENNOINEN, K. KATAJAJUURI, J.M. HEIKINTALO, N. REINIKAINEN, A. JALKANEN, L. Influence of socio-demographical, behavioral and attitudinal factors on the amount of avoidable food waste generated in Finnish households. **International Journal of Consumer Studies**, Vol. 36, pp. 183–191. 2012. <https://doi.org/10.1111/j.1470-6431.2011.01080.x>.

PRINCIPATO, L. PRATESI, C. A. SECONDI, L. Towards Zero Waste: An Exploratory Study on Restaurant managers. **International Journal of Hospitality Management**, Vol. 74, pp. 130-137, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.02.022>.

QUESTED, T. E., PALMER, G., MORENO, L. C., MCDERMOTT, C., SCHUMACHER, K. Comparing diaries and waste compositional analysis for measuring food waste in the home. **Journal of Cleaner Production**, Vol. 262, p. 121263. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121263>.

UNEP (United Nations Environment Programme). **Food Waste Index Report**. Nairobi. 2021. Available at: <https://www.unep.org/resources/report/unep-food-waste-index-report-2021>.

VAN DER WERF, P. SEABROOK, J. A. GILLILAND, J. A. "Reduce Food Waste, Save Money": Testing a Novel Intervention to Reduce Household Food Waste. **Environment and Behavior**, Vol. 53, pp. 151–183. 2021. <https://doi.org/10.1177/0013916519875180>.

VAN DER WERF, P. SEABROOK, J. A. & GILLILAND, J. A. The quantity of food waste in the garbage stream of southern Ontario, Canada households. **PloS one**, Vol. 13, p. 2018. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0198470>.

VAN HERPEN, E., VAN DER LANS, I. A., HOLTHUYSEN, N., NIJENHUIS-DE VRIES, M., QUESTED, T. E. Comparing wasted apples and oranges: An assessment of methods to measure household food waste. **Waste Management**, Vol. 88, pp. 71–84. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.03.013>.

WRAP: Waste and Resources Action Programme. (2009). **Down the Drain** (WRAP Project EVA063). Report prepared by WRAP, Banbury.